

量子層統合型不完全情報ゲーム AI 実証および量子版 kaggle 創設 —対戦&開発で学ぶ量子機械学習—

1. 背景

量子機械学習 (QML) とは、量子コンピュータ特有の性質を活用して機械学習の能力を拡張するアプローチである。量子ビットの「重ね合わせ」や「量子もつれ」を利用することで、特定の計算処理や探索を効率化できる可能性があり、計算効率の飛躍的な向上や探索範囲の拡大が期待されている。本提案においては、量子回路を用いた特徴量エンジニアリングやデータ圧縮、および量子層を統合した学習モデルの構築が、ゲーム AI 開発において有用であると位置づけている。これらをニューラルネットワークや強化学習に組み込むことで、量子性を踏まえたデータ処理の効率化、探索空間の拡大、局所最適解の回避に寄与し得る。

一方で、量子機械学習分野が真に発展するためには、多様な設定下での反復的な実験から知見を蓄積し、それらを再現可能な形で共有するプロセスが不可欠である。しかし現状では、この分野に精通した人材が依然として少なく、実験事例や標準的なベンチマークが十分に揃っていないという課題がある。そこで本提案では、不完全情報ゲームである「ガイスター」を題材とし、将棋の「floodgate」やデータ分析コンペティションの「Kaggle」のような枠組みを目標モデルとして参照し、対戦・レーティング・評価指標を整備したオープンな実証プラットフォームを構築する。このプラットフォームを通じて、量子回路による特徴量設計の妥当性や、量子層を用いたモデルと古典モデルの性能差を定量評価と対戦実験の両面から比較可能にする。ここを入口として量子機械学習に触れる参加者が増え、試行錯誤の結果が共有・蓄積されることで、量子機械学習の有効な適用条件や限界、設計指針が早期に解明されることを期待している。

2. 目的

本プロジェクトは、量子×古典のハイブリッド機械学習プラットフォーム「QuAic」を中核として、①量子古典機械学習分野における学習基盤の整備、②実験知見の蓄積、③新規ユースケースの開拓の三点を目的とする。

第一に、直感的に扱えるビジュアルプログラミング環境を提供することで、量子機械学習が未経験のユーザーであっても、回路設計から学習モデルの構築、そして評価までを一貫して試行できる学習導線を整える。これにより、理論の学習だけでは到達しにくい「実際に動かして検証する」という実践的な経験を初学者でも容易に獲得できるようにする。

第二に、利用者が作成したモデルや学習設定、対戦・評価結果をシステム上で収集し、再現可能な形で比較検証できるデータ基盤を整備する。個別の成功事例や失敗事例を集約することで、「量子層をネットワークのどこに挿入すべきか」「どのような特徴量設計が有効か」「古典モデルとの有意差が生じる条件は何か」といった設計指針を抽出し、性能向上に資する知見の体系化を促進する。

第三に、本実証では不完全情報ゲーム「ガイスター」を出発点として、部分観測、状態推定、意思決定が複雑に絡む課題において量子機械学習の有効性を検証する。さらに、対象とするゲームやタスクを段階的に拡張していくことで、ゲーム AI にとどまらない幅広い応用領域への展開可能性を探る。QuAic は、学習者の裾野拡大と実験知見の集積を同時に推進し、量子機械学習の実用化に向けたユースケース開

拓を加速するための基盤となる。

3. ソフトウェア開発内容

3.1 QuAic の特徴

QuAic の最大の強みは、量子機械学習モデルの「開発」から「活用」までを一連の流れとして体験できる点にある。さらに、量子機械学習に馴染みのないユーザーでも直感的に操作できるように設計されていることが重要である。これにより、難解な理論理解に偏りがちな量子機械学習を「手を動かして試せる」対象へと変換し、参入障壁を大幅に引き下げる。

3.2 主要なコンテンツと機能

HNN Composer（モデル開発機能）：量子古典ハイブリッド機械学習モデルを、GUIを用いたビジュアルプログラミングによって開発できるツールである。画面上で量子ノードと古典ノードを繋ぎ合わせることでハイブリッドニューラルネットワーク（HNN）を構築できる。各ノードのパラメータ（層の深さや次元数など）も画面上で調整可能であり、パラメータ数が適合しているかを自動で確認するバリデーション機能を搭載している。また、量子層ノードにおいては、詳細な量子回路の設計画面が用意されており、パレットから各種ゲートをドラッグ&ドロップして回路を構築することができる。



図 1: HNN Composer。様々なノードを繋ぎ合わせることができる。

対戦機構と活用機能：作成したモデルが出力する「相手の駒の色推定結果」を用いて、実際のゲーム対戦に接続できる。以下の 3 つの対戦形式を提供する。

1. 人対 AI：ユーザーは自身のモデルによる色推定結果を補助ツールとして参照しながら、運営が用意した AI と対戦し、盤面の变化に追従して推定結果も更新される。
2. AI 対 AI：ユーザーが選択した二つのモデル同士を対戦させ、その挙動を可視化する。自作モデルの改善点を視覚的に把握するヒントとなる。
3. 人対人：ユーザー同士で対戦ルームを作成して対戦する。プレイヤーのゲームスキルだけでなく、構築した色推定モデルの性能が勝敗を左右するため、モデル改善への強い動機づけとなる。

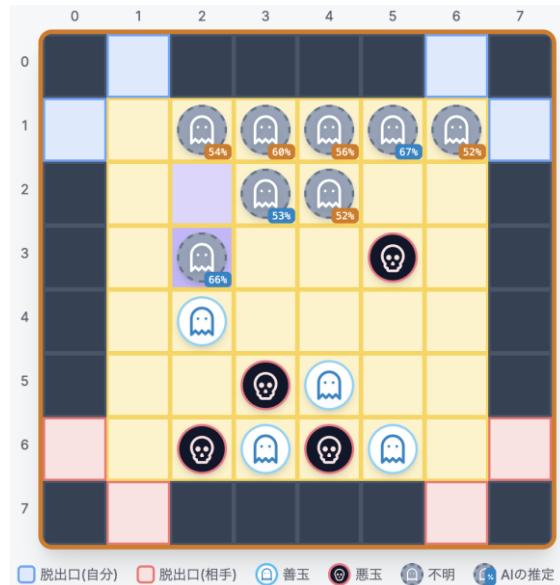


図 2: 対戦画面例。相手の駒の色を推定し、パーセント表示される。

3.3 QuAic の利用フロー、AI の全体設計

QuAic の基本的な利用の流れは「モデル設計 → モデル学習・提出 → 自動対戦・レーティング表示」の 3 ステップである。

1. モデル設計: HNN Composer を開き、量子層を含む HNN モデルを設計してギャラリーに保存する。
2. モデル学習・提出: ギャラリーから「Train in Google Colab」を選択し、モデル構造ファイル (config.json) をダウンロードする。Google Colaboratory 環境でノートブックを実行し、ファイルをアップロードして学習を行う。学習が完了して得られたファイルを QuAic へアップロードする。
3. 自動対戦・レーティング: 検証を通過したモデルは自動対戦機構に組み込まれ、対戦結果に応じたレーティングが算出・表示される。

ユーザーのゲーム体験の質を保つため、HNN Composer で設計可能な範囲は「盤面情報から相手の駒の色を推定する処理」に限定している。推定された色情報と盤面情報をもとに行動を決定するアルゴリズムには古典的な深層強化学習手法を採用し、これにより色推定モジュールの性能を統一的な指標で比較可能にした。

- 色推定モジュールの有効性: 完全情報を持つエージェントとランダム推定のエージェント間には 37.6% の勝率差を確認。ここに量子ニューラルネットワーク (QNN) を用いた色推定モジュールを導入した結果、ランダム推定に対して勝率改善を達成し、色推定がゲーム性能向上に寄与することを確認した。
- 総括: 量子層に「色推定」と「行動決定」の両方を担わせる統合モデルは学習難易度が極めて高いため、量子層は「敵の駒色推定」に特化させ、行動決定は古典的な深層強化学習手法に委ねる分業アプローチが有効であると知見を得た。

4. 新規性・優位性

4.1 設計から評価までを一貫して行える実験基盤

本提案の新規性は、量子機械学習モデルの「設計・学習・評価」を一貫して行える統合プラットフォームを提供する点にある。従来、QML モデルの実験にはプログラミングによるモデル記述、学習環境の構築、評価指標の設計をそれぞれ個別に行う必要があった。QuAic では GUI によるモデル設計、Google Colab との連携による学習、自動対戦による客観的な性能評価をひとつの流れとして提供し、実験サイクルの反復を容易にしている。さらに将来的には、Kaggle 型の長期コンペティション形式を導入し、チーム単位の参加や異分野の参加者間の連携を促すことで、持続的なコミュニティと新規アイデアの創出基盤への発展を目指している。

4.2 ガイスターAI に対する新たなアプローチの提示

将棋や囲碁などの完全情報ゲームとは異なり、ガイスターでは「相手の駒の正体かわからない」という不確実性が存在する。この環境に量子計算特有の「重ね合わせ」を導入することで、複数の可能な盤面（隠された駒パターン）を同時に評価・処理できる可能性があり、古典的手法では実現し得ない新たな戦略や推論モデルの創出が期待される。

5. 期待されるユーザー価値と社会のインパクト

5.1 現在のプラットフォーム構成

量子機械学習は、量子データの直接学習や量子回路による高次元特徴量表現など、新たな計算資源を活用するアプローチとして期待されている。しかし、古典的手法を上回る条件（有効な入力表現、最適なハイブリッド構造、適した問題設定など）は未解明であり、これを実験的に明らかにすることが黎明期の最大の課題である。現在の QuAic は、個人の学習・実験を中心としたプラットフォームとして構成されている。主要ユーザーである QML やゲーム AI に関心を持つ研究者・エンジニア・学生は、「GUI による直感的なモデル設計」「自動対戦による客観評価」「リーダーボードを通じた成果の可視化」のサイクルを反復できる。初学者は実践的な学習体験を、研究者は対戦結果と紐づいたモデル構造データの蓄積から有効な設計指針の抽出を行える。また、ディスカッション機能を通じてユーザー間で知見を共有する場も提供している。この「誰でも試せて、比較でき、知見が残る仕組み」が、QML 分野の研究加速の基盤となり、量子優位性の前提条件の整理と実用的な量子 AI ソリューションの創出に繋がることが期待される。

5.2 今後の展望

将来的には、Kaggle 型の長期コンペティション形式を導入し、チーム単位での参加や期間を設定した公開コンペティションの開催を通じて、持続的なコミュニティの形成を目指す。多様な背景を持つ参加者の知見が集約されることで、量子機械学習の有効な適用条件と設計指針の解明がさらに加速すると考えている。

6. 氏名（所属）

外川 貴翔（慶應義塾大学理工学研究科）

衣裴 花（慶應義塾大学理工学研究科）

亀井 涼風（慶應義塾大学理工学部）

(参考)URL QuAic: <https://quaic.up.railway.app>