

## 量子機械学習を用いた金融市場の予測

Prediction stock prices using Quantum Machine-Learning

## Abstract

Recently, quantum computers have been getting a lot of attention in the world. This is because they have the ability to handle probabilities in ways that traditional computers cannot. We thought this ability would be able to show complex patterns and events in financial markets more accurately. Therefore, we worked on a model to predict Toyota's stock price movement by considering the changes in USD/JPY exchange rates, and tried to achieve more accurate predictions.

## 研究の動機

量子ビットの特性として 確率分布を操る能力がある

金融市場における 確率的な事象や複雑なパターンをより正確にモデル化できる可能性があると考えた

## 研究方法

- 開発環境: Google Colaboratory(Colab)
  - プログラミング言語: Python
- 以下の作業は一貫してColab上で行った

## 1. 変数の定義

TRAIN\_START, TRAIN\_END トレーニングデータの開始日, 終了日  
PRED\_START, PRED\_END 予測データの開始日, 終了日  
par1, par2: それぞれトヨタの株価, USD/JPY為替レートのデータの離散化における分割数  
max\_steps: 最適化アルゴリズムがモデルのパラメータを更新するために最大で実行するステップ数  
Tpred: 予測するステップ数  
Nsample: 生成するサンプルの数(予測の安定性を高めるため)

## 2. データ収集

- トヨタの株価およびUSD/JPY為替レートの過去データをYahoo Finance APIから取得
- TRAIN\_START = '2004-01-01', TRAIN\_END = '2023-12-31', PRED\_START = '2024-01-01', PRED\_END = '2024-05-31'と設定

## 3. データの前処理

- データをクリーンアップし、終値'Close'を抽出
- 終値の対数差分を計算し、量子モデルのための離散化をpar1, par2に基づいて行う(図1)
- これらの状態に基づいて各時系列における確率的な動きを表す確率遷移行列を作成する

## 4. 量子回路の定義

本研究では「Strongly Entangling Layers(SEL)アンザッツ」を用いて量子回路を設計

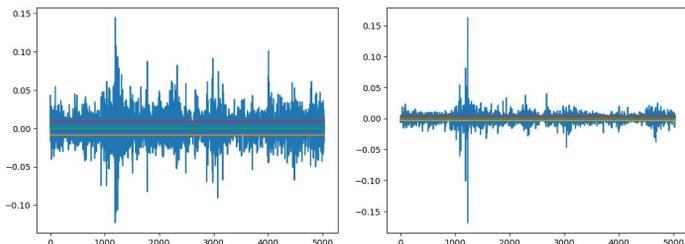


図1. 対数差分の推移 正の差分が株価の上昇、負の差分が下降を表す  
左図.トヨタの株価、右図.USD/JPY為替レート

## 5. コスト関数の評価と最適化

- コスト関数は、量子回路の出力と事実データによる確率分布との間の誤差を測定する
- クロスエントロピーを用いてコストを計算し、モデルのパラメータを調整する
- Adam Optimizerを用いて、コスト関数を最小化するために量子回路のパラメータ(weights, ansatzおよびgamma)を更新する

## 6. 予測と評価



図2.トヨタの株価推移の予測結果 横軸:時刻 t, 縦軸:株価(円)

- 予測結果の評価  
評価基準としてモデルの説明力を示す指標であるR<sup>2</sup>スコア(決定係数)を計算
- モデルはデータの約64%の変動を説明していると解釈できる(図3)

R<sup>2</sup>: 0.6430154625608671

図3. 上記の株価推移の予測結果から計算したR<sup>2</sup>スコア

## 考察・課題

## 1. 考察

- R<sup>2</sup>スコアが0.64という結果は、モデルがデータの変動をある程度説明できていることを示しているが、残りの36%の変動は説明できていないため、モデルにはさらなる改善の余地がある
- 金融市場のデータが必ずしもマルコフ性未来の状態が現在の状態のみに依存しており、過去の状態に依存しないという性質を持たないことが多いということ、データに多くの非線形な要因や複雑な相互作用が存在することから、単純な確率遷移行列を用いた予測には限界があるといえる

## 2. 課題

- 変数の見直し  
金融市場の特性に関連する変数を新たに取り入れることで、モデルの精度が向上する可能性がある
- データ処理  
データの離散化の際の分割数を増やすことで、細かな変動をよりよく捉えることができる
- モデルの改良  
金融市場の非マルコフ性を考慮し、それを踏まえたモデル設計や予測手法を検討する

## 参考文献

- [1]大関 真之 (2024) QC4U2「第5回・量子コンピュータで未来を予測しよう」(講義動画), <https://aitema.is.tohoku.ac.jp/QC4U2/>  
[2] [1]の講義の参考文献: Haim Horowitz, Pooja Rao, and Santosh Kumar Radha, (April 14, 2022), "A quantum generative model for multi-dimensional time series using Hamiltonian learning", <https://arxiv.org/pdf/2204.06150.pdf>