### NTTの株価予測を対象とした 時系列モデルの構築

長野 逸平

## 構成

データ分析

学習モデルを選定するためにデータの特徴をとらえる

モデル選定

データの特徴から、どのモデルが有用かを検討、予備実験も行う

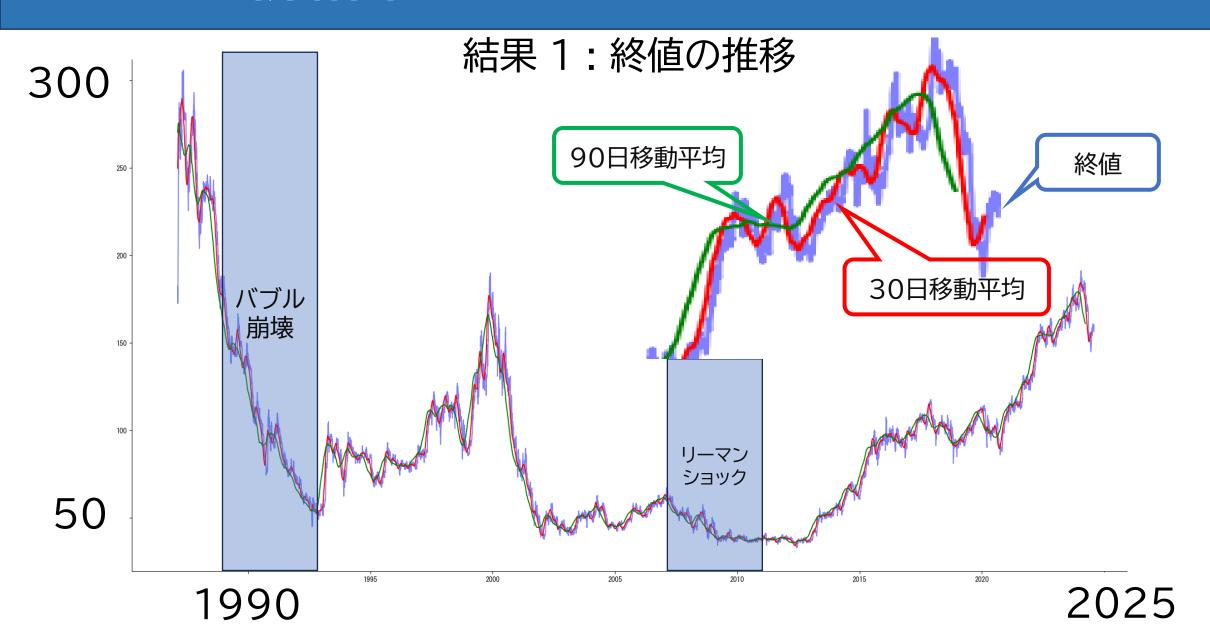
結果·考察

選定したモデルによる数値実験結果とその考察

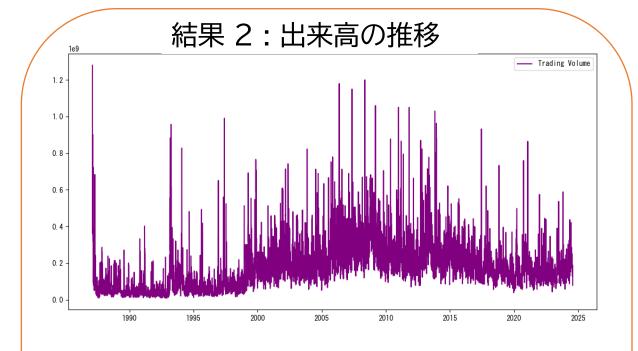
結論

今回の実験のまとめと今後の展望

# データ分析結果



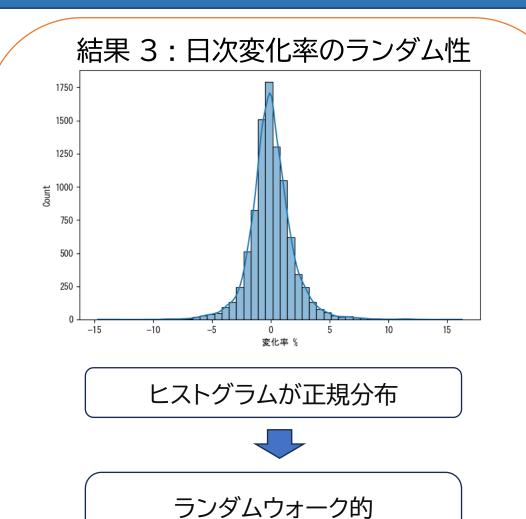
# データ分析結果



外れ値が多く安定しない



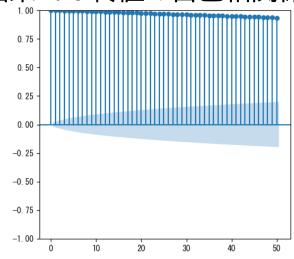
特徴量として使わない or 正規化



特徴をとらえやすいかも

# データ分析結果

結果 4:終値の自己相関係数



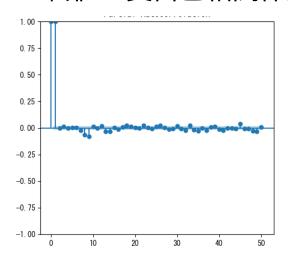
自己相関係数:過去時系列と今の相関係数 過去と今がどれほど関係しているか

ほぼ1 ⇒ 緩やかに減少



過去時系列と強い関係

結果 5:終値の変自己相関係数



偏自己相関係数:過去の一点と今の相関係数 過去の一点が今にどれほど関係しているか

ほぼ1 ⇒ 2日以上は、ほぼ0

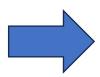


2日以上前には直接的に影響されていない

### モデル選定

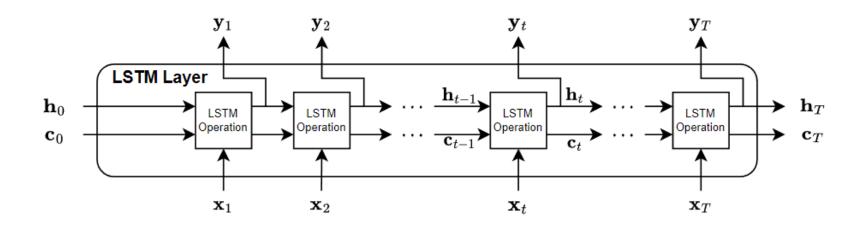
#### データ分析結果のまとめ

- 1. 長期的なトレンド有・移動平均はなめらか
- 2. 出来高は予測が難しそう
- 3. 日次変化率は正規分布
- 4. 時系列が強く影響
- 5. 2日以上前にはそんなに影響されない?



#### LSTMがよさそう!!

- 1. 長期的なトレンドを学習
- 2. 時系列を学習するNN
- 3. 過去1日を強く影響させる特徴量を入れられるかも



### モデル選定

株価予測は、長期の予測が大切



少なくとも1か月の予測が必要と考え 以下の2パターンを提案

パターン1:1ステップLSTMを再帰的に使う

入力 過去n日分の株価 時系列



出力 1日後の株価 入力 過去n日分の株価 時系列



パターン2:マルチステップLSTMを実装

出力 未来m日分の株価 時系列

モデルが単純で、評価しやすい 1日前を重視するような特徴量も簡単

1日先を当てればいいので、それ以降の誤差 を気にしない 誤差が蓄積する恐れあり m日をあてに行くので誤差が蓄積しない

モデルが複雑で妥当性を評価しずらい 学習時間・計算コストが多い

### モデル選定・予備実験

単純なパターン1のモデルを実装

再帰なし(単純な1ステップ予測)で

- 1. 学習が不安定(MSEが毎回変わる)
- 2. 前の時刻の株価をそのままだすモデルより悪いMSEを記録する場合あり



パターン1は断念

特徴量は、終値・出来高・変化率・30日移動平均のすべての組み合わせで実験

入力の過去ステップ数も1-1000日で実験



パターン2のマルチステップLSTMモデルに決定

入力 過去n日分の株価 30日移動平均

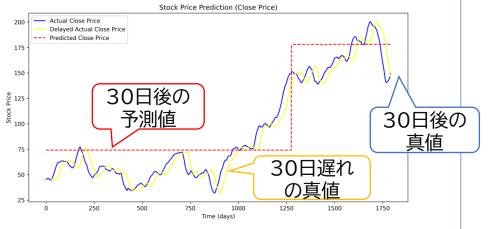


出力 未来30日分の株価 30日移動平均 長期的に当たることを重視一日ごとに当たることは無意味

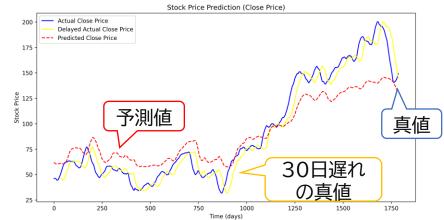
⇒ 特徴量に30日移動平均を使用 「終値・出来高・変化率」は使用しない

### 結果・考察

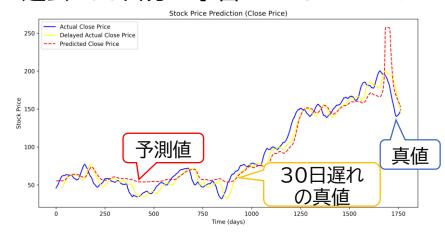
#### 過去5日分を学習 RMSE: 34.1



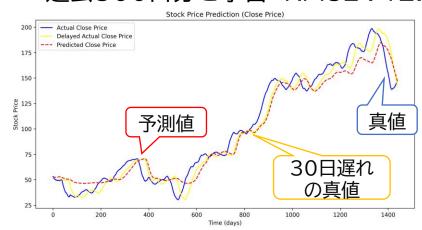
#### 過去10日分を学習 RMSE: 22.1



#### 過去100日分を学習 RMSE: 17.9



#### 過去300日分を学習 RMSE: 12.5



#### 結果・考察

単に30日遅らせた モデルのRMSE: 7.46

学習に使う日数を増やす

- ⇒学習が安定
- ⇒RMSEが改善

一方で

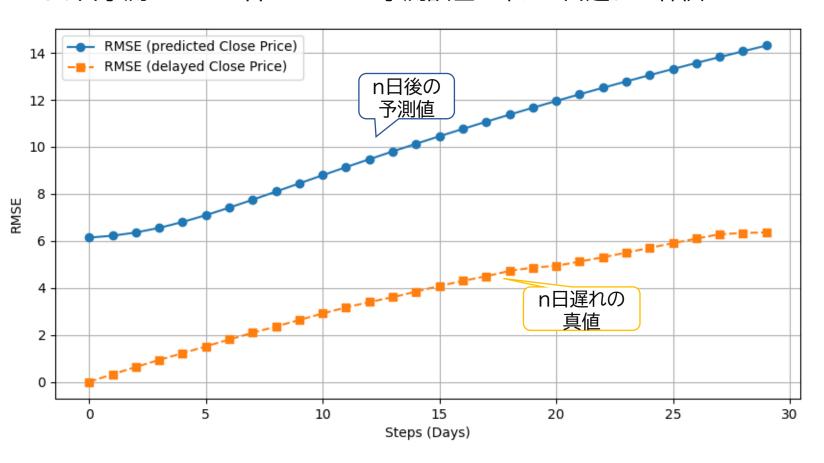
- 遅れて反応する傾向は 変わらず
- 単に30日遅らせた モデル(黄線)に近づく のみ

よって

実用的な30日予測モデルにはならない

### 結果・考察

#### 30日予測モデルの各ステップの予測誤差と単にn日遅れた株価



何ステップ先でも単なる遅れ モデルに勝てない



現実的でないモデル

## 結論

#### 今回のまとめ

• 株価には、数値化できない要素が多いので回帰モデルでの実装は厳しい

#### 展望

- ・ データ分析をより詳しくし、より特徴量をとらえられるモデルを作れば、回帰モデルでも 多少の精度改善が期待
  - ⇒例: LSTM以外の、より株価予測に長けたNNモデル(transformer, ARIMAなど)の利用 今回やらなかった「出来高と株価移動平均」の傾向をより詳しく解析
- トレンド(ニュース、社会情勢)を特徴量に入れることができれば、よりよいモデルができるかも ⇒例:LLMを使って、Xのツイートや新聞の情報を、数値化して入力とする
- (京大の梅野先生がなんか言ってた)カオスモデルが使えるかもしれない