掲示板テキストから得られるセンチメントを利用した

日経平均株価ボラティリティ予測

中島秀太,欅惇志,渡部敏明,小町守(一橋大)

1. 概要

ボラティリティ予測

- ボラティリティとは、「資産価格変化率の分散ないしは標準偏差」
- 予測タスクは、投資家のリスクを考慮した投資判断等に貢献。
- 近年は、新聞/掲示板テキストデータの活用も検討.

本研究の概要

- ▶ 掲示板から得られたポストにセンチメント付与を行い、変数を作成.
- レセンチメント変数を利用したモデルで、ボラティリティ予測を行う。

提案手法 従来手法 HARモデル 市場データに表出されない投資家感情が, 掲示板データで表出されるのではないか? 掲示板データ

2. 手法

従来手法

- ▶ 市場データより、RVを算出.
- ➤ RVを説明変数とし、HARモデルによる予測を行う.

RV (Realized Volatility)

ボラティリティの代理変数であり、目的変数. $RV_t = \sum_{t=1}^{t} r_{t-1+(\frac{i}{n})}^2$ 右式で計算されたRVを用いる.

(日経平均の場合, 昼休み除く9時~15時. 5分間隔)

%nは日中リターンの時間間隔を表す。

【HARモデル】(Heterogenous Auto Regressive)

③ ポストの極性を利用したセンチメント変数の作成

 $SF_t = \frac{Post_{Bull,t} - Post_{Bear,t}}{Post_{All,t}}$

 $% Post_{All,t}$ は、t日におけるノイズ除去後の全ポスト数を表す.

周期の異なる日次/週次/月次のRVを説明変数とし、

最小二乗法で推定されるモデル. [1]

 $\log RV_t = \alpha + \beta_d \log RV_{t-1} + \beta_w \log RV_{t-5:t-1} + \beta_m \log RV_{t-22:t-1}$ $+\delta R_{t-1} + \epsilon_t$

 $* \bar{R}_{t-1} = \min\{R_{t-1}, 0\}$, R_{t-1} はt-1期におけるリターンを表す(ボラティリティの非対称性).

 RV_{t-1} , $RV_{t-5:t-1}$, $RV_{t-22:t-1}$ はそれぞれ日次・週次・月次のRVを表す($RV_{t-n:t-1} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} RV_{t-i}$).

➤ 各日における強気(Bullish). 弱気(Bearish)のポスト

の割合を集計し,変数 SF(sentiment factor) を作成

 $Post_{Bull,t}$ 及び $Post_{Bear,t}$ は、 $Post_{All,t}$ 中における強気、弱気の投稿数を表す.

③'優秀な投資家のポストに限定したセンチメント変数の作成

➤ t-1期において「優秀な投資家」のポストを収集し、SFを作成.

▶ t-22期からt-2期(1ヶ月)を対象とし、ポストの「市況感予想」

のAccuracy = 0.55以上の者を「優秀な投資家」として定義.

(0.43) (0.22) (0.59) (0.51) (0.66)

0.37 0.60 0.50 0.55 0.44

提案手法

- ▶ ①~③:掲示板データより、センチメント変数を作成.
- → ④:センチメント変数を説明変数として追加した。 HARモデルを拡張したモデルによる予測を行う.

① 掲示板データのノイズ除去

- ▶ データ内には、株価動向と無関係のポスト(ノイズ)も散見.
- ➤ GPT-3.5 Turboを利用し,ノイズ分類(2値)を実施.

【使用プロンプト】

post: {text}

If the post is related to finance,

please respond with '0'; otherwise, respond with '1'. Examples of each type of post are provided below.

(以下略,few-shot事例)

【人手評価との比較】

0.438 Precision

※某1日のポスト2,581件に関する アノテーション結果を比較.

② 掲示板データのセンチメント付与

- ▶ 非ノイズのポストを対象とし、センチメント付与を行う。
- ➤ GPT-3.5 Turboを利用し, 「市況感について, 強気, 弱気, 不明,のいずれに該当するポストかし分類(3値)を実施.

【使用プロンプト】

post: {text}

the closing price of the Nikkei Stock Average : {value} Please return '1' if the post is bullish on the outlook, '-1' if the post is bearish on the outlook,

and '0' if the outlook is unknown.

Examples of each type of post are provided below. (以下略,few-shot事例)

【GPT評価の分布】

※全期間のポスト226,655件に

関するアノテーション結果.

20.60%

29.25%

50.15%

Bullish

Bearish

Unknown

0.984 Recall

④ センチメント変数を利用したHAR_Sモデルによる予測

➤ 拡張したHAR_Sモデルによる予測を行う.

【HAR Sモデル】

t-22~t-2期

0.43 0.22 0.59 0.51 0.66

0.37 0.60 0.50 0.55 0.44

HARモデルを拡張し、センチメント変数を追加した提案モデル.

 $logRV_t = HAR 右辺 + \gamma_{SF,d}SF_{t-1} + \gamma_{SF,w}SF_{t-5:t-1}\gamma_{SF,m}SF_{t-22:t-1}$

$$SF_{t-n:t-1} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \frac{Post_{SF,i}}{Post_{All,i}}$$

3. 実証分析

データ

- → 日経NEEDSティックデータ(2016/01/04 2022/09/30)
 - 日経225株価指数の5分ごとの価格データ
- ➤ Yahoo!ファイナンス掲示板データ(2015/12/30 2022/09/29)
 - 特定の株式等の話題について情報交換できる匿名掲示板
 - 「日経平均株価」スレッドにおけるポストデータ
 - 各日300件をサンプリング(全投稿は各日平均4700件)

期間

- 2016/02/03-2022/09/30(1626期,営業日のみ土日祝等除く)
- 予測期間(経済的危機局面の前後で区分)
 - コロナ禍前:2018/2/19-2019/12/30 (456期)
 - コロナ禍後:2020/1/6-2022/9/30 (669期)

|比較モデル

- ▶ 以下の3つの予測モデルで精度を比較する。
 - HARモデル (ベースライン)
 - HAR_Sモデル (全投資家) HAR Sモデル(優秀な投資家)

方法

- ➤ t期の予測について, t-500期からt-1期内のデータ から推定されるモデルを用い、パラメータを都度推定.
- 予測誤差の評価指標として、MSE及びQLIKEを使用. [2]

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^{N} (\hat{\sigma}_{t+1|t}^2 - \sigma_{t+1}^2)^2$$
 $QLIKE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^{N} (\log \hat{\sigma}_{t+1|t}^2 + \frac{\sigma_{t+1}^2}{\hat{\sigma}_{t+1|t}^2})$ ※ $\hat{\sigma}^2$ はボラティリティの予測値, σ^2 はRVを表す. N は評価データの期数を表す.

評価指標のモデル間の差が統計的に意味があるか どうか、MCS (Model Confidence Set) によって検証. [3]

結果

→ コロナ禍前の期間において、 HAR Sモデル(提案手法)が

HARモデル(ベースライン)よりも高精度.

(HAR_S(優)モデルは、QLIKEで10%有意) ▶ 今後は、SFの改良等が考えられる。

(ボラティリティに即したリスク指標となる 変数の作成が目指される)

*は10%有意水準でMCSに含まれないモデル.

2.350 1.045 HAR_S(全) 1.054 2.351 1.046 コロナ禍前 0.249 0.762° HAR_S(全) 0.245 0.770° HAR_S(優) 0.249 0.7603.783 1.239 HAR_S(全) 1.247 HAR_S(優) 3.784 1.240°

MSE QLIKE