

# 株式掲示板テキストを活用したリターン予測における独立成分分析を利用した解釈性の向上

中島秀太<sup>1</sup> 櫻惇志 渡部敏明 小町守  
一橋大学

<sup>1</sup>dm230004@g.hit-u.ac.jp

## 概要

本研究では、テキストデータを用いた株価のリターン予測タスクにおいて、独立成分分析 (ICA) を適用することで解釈性の向上を目指す。近年、リターン (株価の変化率) の新たな予測変数として、テキストデータから得られる埋め込み表現が注目されている。ただし、テキストの埋め込み表現の各次元を変数として用いる手法では、個別の埋め込み次元を解釈することは困難である。そこで、本研究では、埋め込み表現に対して ICA を適用することで、株価の変動の解釈可能性を向上させることを目的とする。実験の結果、意味的に解釈可能な複数のトピックが抽出され、これらのトピックは株価変動と関連性を示すことが確認された。

## 1 はじめに

リターン (株価の変化率) は、投資の収益性に関わる重要な要素である。従来、リターン予測タスクでは、量的データを基にした経済・金融変数 (終値・マクロ経済指標等) を説明変数に用いることが一般的であった。しかし近年では、説明変数として、財務報告書やニュース記事等のテキストデータから得られる情報が注目されている。

Chen et al. (2022) [1] はニュース記事の埋め込み表現を説明変数として用いるモデルを提案し、リターン予測の精度向上を示した。しかし、精度向上が達成される一方で、埋め込み表現を説明変数として利用することで解釈性<sup>1)</sup>の低下が生じている。埋め込み表現の個別の次元から意味的特徴を解釈することは難しく、予測に寄与した要因を解釈することは容易ではない。しかしながら、投資の意思決定において判断の根拠を明確化することは重要であり、埋め込み表現の解釈性の向上が求められる。

1) 本研究では解釈性を「予測モデルにおいて、説明変数が目的変数に与える影響の根拠を説明できること」と定義する。

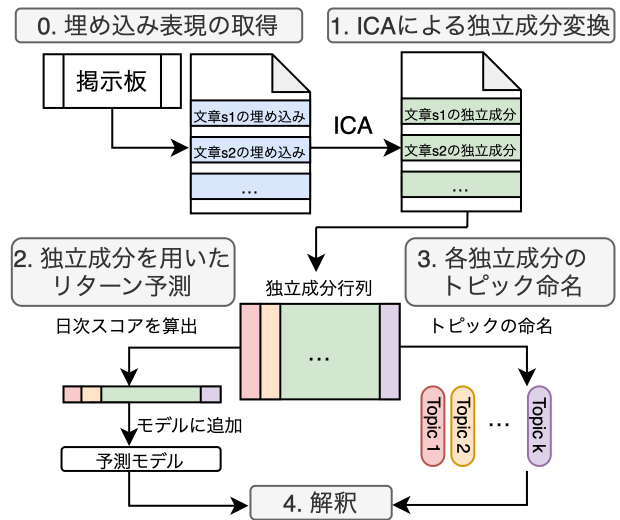


図1 提案手法の概要

そこで本研究では、次元削減手法の一つである独立成分分析 (ICA) [2] を用い、文章埋め込みを意味的に解釈可能な成分に変換し、各成分が予測に寄与した要因の解釈性を向上させる。ICA は単語埋め込み次元を意味的に解釈可能な次元に変換できることが知られており [3], 文章埋め込み次元への応用が期待される。本研究では、独立成分に変換した後の各独立成分を一つのトピックと見立て、各独立成分の成分スコアの高いテキスト集合を大規模言語モデル (LLM) に与え、トピック名を生成することで、文章埋め込みの解釈性の向上を図る。

評価実験では、株式掲示板テキストから取得した文章埋め込みに対して ICA を適用した独立成分について、トピックの品質の検証、解釈性の検証を行った。また、独立成分を説明変数として用いた際の予測モデルへの影響を明らかにするため、リターン予測の精度検証も行った。その結果、独立成分に変換した文章埋め込みを利用することで、予測モデルの解釈性の向上が示唆された。また、予測精度は向上し、予測性能への悪影響は観測されなかった。

## 2 関連研究

### リターン予測

効率的市場仮説 [4] に反して、リターンの予測可能性は旧来より模索されており、多様な予測モデルが提案されてきた [5]. 特に近年では、ニュースデータの見出し・本文の埋め込み表現の各次元を説明変数として活用する予測モデルが提案されている [1]. しかし、個別の埋め込み次元を意味的に解釈することは難しく、解釈性の低さが指摘される. そこで本研究では、後述の ICA を用いて、埋め込み表現を意味的に解釈可能な成分に変換し、解釈性の向上を目指す.

### 埋め込み表現の解釈性

埋め込み表現の解釈性向上手法として、ICA が有用であることが知られている. Yamagiwa et al. (2023) [3] は、単語埋め込みに ICA を適用することで、解釈可能な複数の成分によって単語の意味を表現できることを示した. また Musil et al. (2024) [6] は独立成分の解釈性を定量的に評価する手法として、LLM を用い自動化された Word Intruder Test [7] が有用であることを示した. これらの知見を基に、本研究では単語埋め込みではなく文章埋め込みを対象とし、リターン予測の解釈性向上に適用する.

## 3 提案手法

提案手法の概要を図 1 で示す. まず、対象データ (株式掲示板から得られるポスト) から文章埋め込みを取得する. 次に、取得された文章埋め込みに ICA を適用し独立成分に変換する. さらに、独立成分を説明変数とする予測モデルで、リターンの予測を行う. また、各独立成分について LLM を用いてトピックの命名を行う. トピック名やトピックに特徴的なポストを参照することで、各独立成分 (説明変数) がリターン (目的変数) に与えた影響の根拠の解釈を支援する.

### 3.1 ICA による独立成分変換

取得した文章埋め込みに対して ICA を適用し、独立成分変換を行う. ICA において独立成分変換を行う場合、変換後の次元数を小さくすると、意味的特徴を捉えにくくなる傾向にある一方 [8], 経験的に独立したトピックが抽出されやすくなる. そのため、本研究においては次元削減を行い、 $k$  次元の独立成分を取得する.

### 3.2 独立成分を用いたリターン予測

削減された  $k$  次元の独立成分を用いて、翌期の日次リターンの予測モデルを構築する. 具体的には、各独立成分から算出される日次スコアを説明変数とし、予測モデルに組み込む.  $t$  期における独立成分  $i$  の日次スコアは式 1 で定義される.

$$ICscore_{i,t} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_{i,t-2:t-1,j}. \quad (1)$$

ここで、 $x_{i,t-2:t-1,j}$  は、 $t-2$  期の 15 時から  $t-1$  期の 15 時までに取得される  $j$  番目のポストの  $i$  番目の独立成分スコア、 $n$  は期間内のポスト数を表す<sup>2)</sup>.  $ICscore_{1,t}$  から  $ICscore_{k,t}$  までの  $k$  個の説明変数を用いて、翌期の日次リターンを予測する.

### 3.3 各独立成分のトピック命名

抽出された  $k$  次元の独立成分について、各成分が表すトピックを特定する. トピックを求める際には、 $N$  件のポストを抽出し、LLM にトピック名を生成させる. その際、各独立成分の歪度と同じ符号方向について、独立成分スコアの絶対値が高い上位  $N$  件を用いる. これは、特定の成分における意味的特徴は、その独立成分スコアの分布の裾が長い方向で捉えられる傾向にあることに由来する [6].

## 4 実験設定

### 4.1 データ

#### 日経 NEEDS ティックデータ

日経 225 株価指数 (現物) の価格データを用いる. 期間は 2015 年 1 月 5 日から 2023 年 9 月 29 日までを対象とする.  $t$  期の終値  $P_t$  の対数階差を 100 倍し、 $t$  期の日次リターン  $r_t$  を算出する (式 2).

$$r_t (\%) = (\ln(P_t) - \ln(P_{t-1})) \times 100. \quad (2)$$

#### Yahoo! ファイナンス掲示板ポストデータ

Yahoo! ファイナンス掲示板の「日経平均株価」スレッドにおける投稿テキスト情報を用いる. 期間は 2014 年 12 月 30 日 15 時から 2023 年 9 月 28 日 15 時までを対象とする. 各ポストについて、OpenAI 社が公開している埋め込み表現モデル text-embedding-3-small を利用し、固定長の 1,536 次元の文章埋め込みベクトルを取得した.

2) 実験に用いた期間の東京証券取引所の取引時間が 9 時から 15 時まで (昼休み含む) であることに由来する.

## 4.2 精度評価実験の設定

独立成分 / 埋め込み次元を予測モデルに用い、予測精度への影響を検証する実験を行う。

### 4.2.1 予測モデル

予測モデルの一つに、AR モデルを用いる (式 3)。

$$r_t = \phi_0 + \phi_1 r_{t-1} + \epsilon_t + \phi_2^T \text{Score}_t. \quad (3)$$

ここで、 $r_t$  は  $t$  期のリターン、 $\phi_0$  は切片項、 $\phi_1$  は自己回帰係数、 $\epsilon_t$  はホワイトノイズ項であり、 $\epsilon_t \sim WN(0, \sigma^2)$  に従う。また  $\text{Score}_t$  には、独立成分の日次スコア  $\text{ICscore}_t = [\text{ICscore}_{1,t}, \text{ICscore}_{2,t}, \dots, \text{ICscore}_{16,t}]$  あるいは文章埋め込みの日次スコア  $\text{Embscore}_t = [\text{Embscore}_{1,t}, \text{Embscore}_{2,t}, \dots, \text{Embscore}_{1536,t}]$  を代入する<sup>3)</sup>。 $\phi_2^T$  はその係数の行ベクトルを表す。なお、 $\text{Embscore}_{i,t}$  は、式 (4) で表す。

$$\text{Embscore}_{i,t} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n e_{i,t-2:t-1,j}. \quad (4)$$

ここで、 $e_{i,t-2:t-1,j}$  は、 $t-2$  期の 15 時から  $t-1$  期の 15 時まで取得される  $j$  番目のポストの  $i$  番目の埋め込み次元の値、 $n$  は期間内のポスト数を表す。

また、他の予測モデルとして、Random Forest [10]、LightGBM [11]、LSTM (Long Short-Term Memory) [12] の非線形モデルも用い、予測精度を比較する。

### 4.2.2 対象期間

2018 年 5 月 11 日から 2023 年 9 月 29 日までの 1,316 期を予測期間とする。データ期間を考慮した各モデルの予測手法の詳細は、付録 A で示す。

### 4.2.3 評価指標

各モデルの評価指標として、シャープレシオ (リスク調整後のリターンを評価する指標) を用いる。一般に 0 未満であれば、「非効率な戦略」、0 以上 1 未満であれば「効率性の低い戦略」、1 以上であれば「効率性の高い戦略」とみなされる。

各営業日ごとに、予測値が正の場合にロングポジション、負の場合にショートポジションを取ること、を繰り返し、最終的に得られた収益を評価する<sup>4)</sup>。

3)  $\text{Embscore}_t$  を用いた予測を行う場合、前段階として Lasso 及び Benjamini-Hochberg 法 [9] による変数選択を行った。

4) ロングポジションは価格上昇を期待して株を購入すること、ショートポジションは価格低下を期待して株を売却することを指す。

## 4.3 解釈性評価実験の設定

得られた独立成分のトピック名を生成した後、品質あるいは解釈性を評価するため、2 種類の実験を行う。両実験において、人手評価の際には 2 名の実験協力者 (経済・金融分野を専攻する大学院生) に依頼した。自動評価やトピック名生成には OpenAI 社の GPT-4o-mini-2024-07-18 を用いた。

### 4.3.1 トピック名生成

まず、独立成分を取得する際、CW\_ICA 法 [13] に基づき次元削減を行い、適切な成分数=16 を選択した。得られた各成分から、トピック名生成に用いるポスト 10 件を抽出し、16 個のトピックを生成した。各独立成分に対応する全てのトピック名と、使用したプロンプトの詳細は、付録 B で示す。

### 4.3.2 独立成分のトピックの品質評価

独立成分に対応するトピックの品質 (凝集性) を検証するため、Text Intruder Test を実施した。同検証は、Word Intruder Test [7] を単語からテキストに拡張した手法であり、あるトピックに属するテキスト群から外れたテキスト (Intruder) を識別することで、トピックの凝集性を評価する。本研究では、各独立成分及び文章埋め込みについて、スコア上位の 40 件のポストと、スコア下位の 40 件のポストから、それぞれ無作為に 4 件と 1 件 (Intruder) 選択し、計 5 件のポストを含むテキストセットを作成した。このテキストセットに対して、Intruder を正しく識別できるか検証した。なお、実験では、文章埋め込み (1,536 次元) からランダム抽出した 32 次元について各 1 回ずつ作成されたテキストセット、独立成分 (16 次元) の全次元について各 2 回ずつ作成されたテキストセットの計 64 個のテキストセットで評価を行った。使用したプロンプトの詳細は、付録 C で示す。

### 4.3.3 独立成分の解釈性評価

独立成分による予測根拠の説明可能性を検証するため、上昇・下落予測テストを行った。5.1 節の精度評価実験で最も性能の高かった Random Forest モデルにおいて特徴量重要度が最も高い独立成分 (High) と、最も低い独立成分 (Low) に着目し、これらの独立成分スコアが高い上位 10 件のポストについて、翌期の株価との関連性を評価した。

実験協力者に各期間/各成分 10 件のポストを提示

表1 リターン予測の精度評価 (シャープレシオ)

手法	AR	RF	LGBM	LSTM
金融変数のみ	-0.697	0.000	-0.080	-0.477
+埋め込み表現	-0.236	0.424	-0.093	0.038
+独立成分	-0.213	0.871	0.716	0.386

して、翌期の株価が下落する確率を 0-100% で予測するように依頼した。実験は「2018 年 10 月 15 日～29 日」、「2020 年 5 月 18 日～29 日」、「2023 年 9 月 15 日～29 日」の 3 期間 (計 30 期) において実施し、High / Low それぞれ各 30 個、計 60 個のテキストセットを作成した。得られた予測結果は、Prediction Score (P-Score) で評価した (式 5)。

$$P\text{-Score}_q = \frac{1}{m_q} \sum_{i=1}^{m_q} \begin{cases} \alpha_{t-1,q} & (r_t < 0) \\ 100 - \alpha_{t-1,q} & (r_t \geq 0) \end{cases} \quad (5)$$

ここで、 $q \in \{\text{High}, \text{Low}\}$ ,  $m_q$  は成分  $q$  のテキストセット数、 $\alpha_{t-1,q}$  は  $t-1$  期の成分  $q$  のテキストセット  $t-1,q$  から予測した下落確率 (%),  $r_t$  は  $t$  期のリターンを表す。つまり、P-Score が高いほど上昇・下落予測精度が高いことを表す。High の結果が Low の結果より高い場合に、得られた独立成分はより解釈可能性が高いことを示唆する。使用したプロンプトの詳細は、付録 D で示す。

## 5 実験結果

### 5.1 精度評価実験

精度評価実験の結果を表 1 に示す。金融変数 (1 期前リターン) のみによる予測モデルに基づいた戦略は、いずれのモデルにおいても非効率という結果が得られた。また、埋め込み表現による日次スコアを追加したモデルは、金融変数のみによる予測モデルよりも性能は改善したものの、依然として非効率であった。その一方で、独立成分による日次スコアを追加した非線形な機械学習モデルに基づく戦略では、一定の収益性が確保される結果を示した。これらの結果から、ICA を適用することによる性能低下は生じず、今回の実験ではむしろ性能が改善した。

### 5.2 解釈性評価実験

#### 5.2.1 独立成分のトピックの品質評価

Text Intruder Test の結果を表 2 に示す。Intruder の識別率について埋め込み次元と独立成分を比較したとき、後者の識別率が高い。トピックの凝集性が高

表2 Text Intruder Test

ベクトル	識別率	正解・一致	不正解・一致
実験協力者			
埋め込み	0.360	0.219	0.250
独立成分	0.703	0.594	0.156
GPT-4o-mini			
埋め込み	0.313	N/A	N/A
独立成分	0.563	N/A	N/A

注): 実験協力者の識別率は 2 名の平均値を示す。

表3 上昇・下落予測テスト (P-Score)

	High	Low
実験協力者	37.1	36.3
GPT-4o-mini	58.3	45.3

注): 実験協力者の P-Score は、2 名の平均値を示す。

く、独立成分の各次元の解釈性が向上したことが示唆される結果が得られた。

#### 5.2.2 独立成分の解釈性評価

上昇・下落予測テストの結果を表 3 に示す。協力者による実験では High と Low 間の P-Score は同程度であるのに対して、LLM による評価では P-Score<sub>High</sub> は高い値を示した。この結果から、High のポストは将来の株価変動の予測においてより有用であり、予測に寄与した上位成分と株価に関連性があることが示唆される。例えば、実験期間の High のトピックには「Topic 04: 安倍政権に対する批判と社会的影響についての議論」や「Topic 08: 国債デフォルトと株式市場の未来に関する懸念と意見」等が挙げられ、政治・経済に対する国民の不安感情が株価に影響を与えた可能性が推測される。トピックと株価の関連性を明らかにするための、より詳細な分析は今後の課題である。

## 6 おわりに

本研究では、ICA を用いて文章埋め込みを意味的に解釈可能な成分に分解し、リターン予測モデルの精度や解釈性に与える影響の評価を行った。評価実験の結果、ICA を適用することでリターン予測性能への悪影響は観測されず、抽出されたトピックによって予測根拠を説明できる可能性が示唆された。

今後の展望として、トピックと株価の間に存在する関連性を明らかにし、予測精度と解釈性が両立された予測モデルの構築が期待される。

## 謝辞

本研究の一部は、JSPS 科研費（基盤研究 (B) (課題番号: 23H03686), 基盤研究 (C) (課題番号: 24K15066), 研究活動スタート支援 (課題番号: 22K21303)) の支援による。ここに記して謝意を表す。また、本研究に関して、有益なコメントをしてくださった一橋大学大学院ソーシャル・データサイエンス研究科の皆さん、東京都立大学大学院システムデザイン研究科小町研の皆さんに、深く感謝を申し上げます。

## 参考文献

- [1] Yifei Chen, Bryan T Kelly, and Dacheng Xiu. Expected returns and large language models. **Available at SSRN 4416687**, 2022.
- [2] Pierre Comon. Independent component analysis, a new concept? **Signal processing**, Vol. 36, No. 3, pp. 287–314, 1994.
- [3] Hiroaki Yamagiwa, Momose Oyama, and Hidetoshi Shimodaira. Discovering universal geometry in embeddings with ICA. In Houda Bouamor, Juan Pino, and Kalika Bali, editors, **Proceedings of the 2023 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing**, pp. 4647–4675, Singapore, December 2023. Association for Computational Linguistics.
- [4] Eugene F Fama. Efficient capital markets. **Journal of finance**, Vol. 25, No. 2, pp. 383–417, 1970.
- [5] Graham Elliott and Allan Timmermann. **Handbook of economic forecasting**. Newnes, 2013.
- [6] Tomáš Musil and David Mareček. Exploring interpretability of independent components of word embeddings with automated word intruder test. In Nicoletta Calzolari, Min-Yen Kan, Veronique Hoste, Alessandro Lenci, Sakriani Sakti, and Nianwen Xue, editors, **Proceedings of the 2024 Joint International Conference on Computational Linguistics, Language Resources and Evaluation (LREC-COLING 2024)**, pp. 6922–6928, Torino, Italia, May 2024. ELRA and ICCL.
- [7] Jonathan Chang, Jordan Boyd-Graber, Sean Gerrish, Chong Wang, and David M. Blei. Reading tea leaves: how humans interpret topic models. In **Proceedings of the 23rd International Conference on Neural Information Processing Systems**, NIPS’09, p. 288–296, Red Hook, NY, USA, 2009. Curran Associates Inc.
- [8] 佐藤祥太, 木山朔, 中島秀太, 小町守, 唐堂由其. 独立成分分析の軸が解釈できる次元数はどれだけか? **NLP2025**, 2025.
- [9] Yoav Benjamini and Yosef Hochberg. Controlling the false discovery rate: a practical and powerful approach to multiple testing. **Journal of the Royal statistical society: series B (Methodological)**, Vol. 57, No. 1, pp. 289–300, 1995.
- [10] Leo Breiman. Statistical modeling: The two cultures (with comments and a rejoinder by the author). **Statistical science**, Vol. 16, No. 3, pp. 199–231, 2001.
- [11] Guolin Ke, Qi Meng, Thomas Finley, Taifeng Wang, Wei Chen, Weidong Ma, Qiwei Ye, and Tie-Yan Liu. LightGBM: a highly efficient gradient boosting decision tree. In **Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems**, NIPS’17, p. 3149–3157, Red Hook, NY, USA, 2017. Curran Associates Inc.
- [12] Sepp Hochreiter and Jürgen Schmidhuber. Long short-term memory. **Neural computation**, Vol. 9, No. 8, pp. 1735–1780, 1997.
- [13] Yuyan Yi, Nedret Billor, Arne Ekstrom, and Jingyi Zheng. CW\_ICA: an efficient dimensionality determination method for independent component analysis. **Scientific Reports**, Vol. 14, No. 1, p. 143, 2024.
- [14] 新妻巧朗, 田口雄哉, 田森秀明. 計量テキスト分析のための文埋め込みによる探索的カテゴリ化. **NLP2024**, 2024.

## A 精度評価実験における予測手法

AR・Random Forest・LightGBM による予測の際には、Rolling Window 法を採用した。具体的には、 $t$  期のリターンを予測する際、 $t-821$  期から  $t-22$  期（計 800 期）を訓練期間とし、モデルを構築した。ここで、 $t-21$  期から  $t-1$  期については、LSTM と公平な比較を行うため、訓練期間として利用しない。そして訓練期間を 1 期ずつずらし、2023 年 9 月 29 日までの全期間に対し予測を行う。

また、LSTM による予測の際には、系列長=22 とし、 $t-821$  期から  $t-122$  期（計 700 期）を訓練期間、 $t-121$  期から  $t-22$  期（計 100 期）を検証期間とした。

## B トピック命名

### B.1 トピック命名に用いたプロンプト

トピックの命名に OpenAI 社の GPT-4o-mini-2024-07-18 を用いた。また、新妻ら [14] を参考に、本用途に合わせて修正した以下のプロンプトを使用した。

#### システムプロンプト

You are an excellent supervisor for professional analysts and writers in Japan. Your expertise spans not only finance and economics but also science, technology, culture, society, arts, and other diverse fields.

You have deep knowledge and provide insightful and precise reviews of texts and topics across various genres. Additionally, you possess exceptional skills in crafting polished and sophisticated reports.

You MUST answer in Japanese.

#### ユーザプロンプト

I have a topic that contains the following texts:

-{Text1}

-{Text2}

-{…Text の個数だけ続く }

These texts are posts made in the Stock forum.

Based on the above information, can you give a short label of the topic?

# Topic Examples

- ・自然災害による株価下落への落胆及び不安
- ・安倍内閣の金融緩和と政策に対する意見や反応
- ・ドラマ・アニメに関する日常的な雑談

# Your answer

Topic:

### B.2 トピック名一覧

得られたトピック名について、以下で示す。

- ・ Topic 01: 株式市場における投資判断と社会的価値観に関する議論
- ・ Topic 02: 株価暴落に対する懸念と社会的な不満
- ・ Topic 03: 年金制度と公務員人件費に関する議論
- ・ Topic 04: 安倍政権に対する批判と社会的影響についての議論
- ・ Topic 05: 日銀への期待と株価動向に関する意見や反応
- ・ Topic 06: 外資の為替介入と日本経済への影響に関する議論
- ・ Topic 07: 日本の政党支持率と選挙戦略に関する議論
- ・ Topic 08: 国債デフォルトと株式市場の未来に関する懸念と意見
- ・ Topic 09: メディアの信頼性と報道内容に対する批判
- ・ Topic 10: 経済政策と社会問題に対する批判及び不安
- ・ Topic 11: 地域の食文化と食材に関する意見交換
- ・ Topic 12: 核ミサイル脅威と防衛システムに関する議論
- ・ Topic 13: 韓国と北朝鮮の関係及び歴史的背景に関する議論
- ・ Topic 14 日本経済・社会に関する意見とグローバル化の必要性

- ・ Topic 15: 市役所の機能やサービスに対する不満と改善要求
- ・ Topic 16: 株式投資に対する批判と社会問題への言及

## C Text Intruder Test

以下のプロンプト、テキストセットを使用した。

#### システムプロンプト

You are an excellent supervisor for professional analysts and writers in Japan.

#### ユーザプロンプト

Which text does not fit the following group of text?:

A: -{Text1}

B: -{Text2}

C: -{Text3}

D: -{Text4}

E: -{Text5}

# Your answer

Answer using just one of the symbols A-E.

#### テキストセット

テキストセットの一例とし、Topic 2 に対応した独立成分から得られたものを示す。「C」が Intruder に該当する。

A: 暴落しないからとここんとこ放置気味。

また含み損拡大してるわ。

B: そもそも量的緩和は掟破り。大暴落する。

回避出来ない。

C: 株式へは、親の紹介だったと思う。

D: 暴落誰も止めれん止めようがない

止める方法もない 止まる材料もない

E: 暴落 安倍は辞めろ 有害

## D 上昇・下落予測テスト

以下のプロンプト、テキストセットを使用した。

#### システムプロンプト

You are an excellent supervisor for professional analysts and writers in Japan.

#### ユーザプロンプト

The following are portions of posts from a Stock Forum discussing the Nikkei 225 on a particular day.

-{Text1}

-{Text2}

-{…Text の個数だけ続く }

Based on these posts, predict the probability (0-100%) that the Nikkei 225 will fall the next day. Please respond with only a probability value between 0 and 100.

# Your Answer

Percentage: 0 to 100%

#### テキストセット

テキストセットの一例とし、2018 年 10 月 5 日の予測の High(Topic 8) より得られたものを示す（正解は「下落」）。

01: 株価は冴えないがドル円は崩れない

02: ユーロショック起こると株価良く下がっていいね

03: マイナス金利辞めると株価上げるの無理になりますよね～

04: 円高政策は日本にはない

05: もう、株で儲かるのは終焉。

06: 中国・安徽省でネット金融破綻。

07: 日本国は通貨安 日本の総資産は減り 国力が収縮するという事

08: イタリアもギリシャも崩壊すんぜんスペインもいまいち、イギリス離脱したらユーロも壊滅やな

09: 売り機関供には ドル円は崩せず

10: 日立を空売ればいい。日立はいつか半値だよ