

# ChatGPT と表整理技術を利用した株価に関わる新聞記事の分析

村田真樹<sup>1</sup>

<sup>1</sup> 鳥取大学工学部電気情報系学科 / 鳥取大学工学部附属クロス情報科学研究センター  
murata@tottori-u.ac.jp

## 概要

本研究では、株価予測のために毎日新聞の記事を表整理技術と ChatGPT を用いて分析している。分析から、日経平均株価に影響を与える 22 の主要因が特定された。また、ChatGPT が新聞データを抽出し、表形式で表示できることがわかった。さらに、ChatGPT に表整理技術を統合することで、高効率で大規模な表生成手法を構築した。この手法は緩い基準を用いて 0.88 を達成している。日経平均株価に関連する記事で頻出する項目を体系的に表にし、その項目に対して株価指数がどのように上昇・下降するかを表に示した。機械学習の素性となるカテゴリを ChatGPT を利用して取り出すことで、知見獲得を目的とする特殊な状況での株価の上昇下落の予測性能が向上することを確認した。ChatGPT によるカテゴリにより、株価の上昇下落の理由がわかりやすくなった。ChatGPT によるカテゴリを利用して、同種のカテゴリを持つが挙動が異なるデータの分析も行った。

## 1 はじめに

Bollen らによると、株価の予測が Twitter の感情分析によってある程度達成できる [1]。機械学習や深層学習が、新聞から抽出された情報に基づいて株価を予測するために様々な研究で使用されている [2, 3, 4, 5]。新聞には一般的な経済情勢や株価の変動に関する貴重な洞察が含まれている。株価予測の精度を向上させるために、本研究では、新聞から特に株価に関連する文章を調査した。新聞によく見られる株式関連コンテンツの種類を特定するために、表整理技術 [6] と ChatGPT を使用した。本研究は日本語の文章を用いて行われた。本稿は文献 [7, 8, 9] の研究も紹介している。2 節と A 節は文献 [7] で、2 節から 5 節と A 節と B 節は文献 [8, 9] でより詳細を述べている。

## 2 表整理技術を用いた分析

2007 年から 2020 年の毎日新聞において、「前日終値比」「前日比」のいずれかを含み、「東京株式市場」「日経平均株価」を含む記事を抜き出した。それをクラスタリングし、類似記事を収集した。類似記事を表整理技術 [6] を用いて、表に整理する。この表整理技術では、複数の記事を入力すると、記事中の文をクラスタリングして、表の行に、入力した記事、表の列に、クラスタリングした文を配置するような表を生成できる。よく似た内容の文が同じ列に配置された表が生成できる。表の列には新聞記事に書かれやすい項目が入る。この項目のうち有用なものとして以下の項目が得られた [7, 8, 9]。詳細は A 節を参照されたい。

(a) ダウ平均, (b) 為替, (c) 市場の情報 1, (d) 市場の情報 2, (e) 世界情勢, (f) 海外株価指数, (g) 以来に類するもの, (h) 下げ幅, (i) 東証, (j) 国際的な情報, (k) 指摘事項, (l) 利回り, (m) 金融緩和, (n) 業績, (o) 取引開始, (p) 関連, (q) 貿易, (r) 欧州, (s) 警戒, (t) トランプ, (u) 新型コロナ, (v) 海外投資家

## 3 ChatGPT を使った分析事例

自然言語処理の分野は急速に進歩しており、深層学習の進歩が大きな役割を果たしている。その中でも、大規模言語モデルを用いたチャットシステム ChatGPT は、自然言語処理において高い性能を発揮している [10, 11]。ここでは、ChatGPT(GPT-4) を用いて新聞の内容を分析し、株価予測に役立つ情報を抽出した [8, 9]。

ChatGPT は大量のデータを学習する。その中には株価の記事も含まれる。ChatGPT からそれを取り出して分析する。

「日経平均に大きな影響を与えた出来事を 10 個示してください。」「この 10 個の出来事において、日経平均株価のことを記載する新聞記事の文章例を書いてください。日経平均株価の値も記載ください。」「これらの記事を時間順に並べかえて記載ください。」「この 10 個の記事の文章を、である調に書き直してください。」

上記を ChatGPT の出力に対して逐次的に ChatGPT

表 1 重要な出来事と日経平均株価の動き

出来事	種類	影響	日経平均株価の動き	期間
1989年のバブル経済の崩壊	経済	長期的な経済停滞	22,000円近辺で取引	長期
1990年代のアジア通貨危機	経済	市場の不安定化	14,000円近辺で推移	中期
1995年の阪神・淡路大震災	自然災害	経済活動の一時停滞	一時18,000円を下回る	短期
2000年のITバブルの崩壊	経済	市場の不安定化	20,000円を割り込む	中期
2008年の世界金融危機	経済	市場への大規模影響	15,000円を下回る大幅な下落	中長期
2011年の東日本大震災	自然災害	市場への深刻な影響	9,500円まで急落	中長期
2013年のアベノミクス政策の導入	政策	市場の上昇	16,000円を上回る	中長期
2016年のブレグジット	政治	経済の不確実性	16,000円を割り込む	短期
2019年の米中貿易戦争	政治	貿易の不確実性	21,000円を下回る	中期
2020年のCOVID-19パンデミック	公衆衛生	経済の全面的停滞	一時19,000円を下回る	長期

に入力すると、ChatGPTが最終的に下記を出力した。もちろんです。以下に、上記の架空の新聞記事を「である調」に書き直した文章を示します。

1. 1989年のバブル経済の崩壊  
「バブル崩壊後の1990年12月、日経平均株価は22,000円近辺で取引されている。これは、バブルのピーク時に比べて大きく下落した数値である。」
2. 1990年代のアジア通貨危機  
「アジア通貨危機の最中の1997年、日経平均株価は14,000円近辺で推移している。アジア経済全体の不安定さが日本の市場にも影響を及ぼしている。」

....

下記をChatGPTの出力に対して逐次的にChatGPTに入力した。

「上記10個の記事を様々な観点で分析して、表に整理してください。」「上記10個の記事を様々な観点で分析して、表に整理してください。列の数をもう少し増やす感じで作成ください。」

ChatGPTが最終的に表1を出力した。

新聞記事を使わなくても、ChatGPTで新聞記事での株価の分析ができることがわかる。

表を見ると、日経平均の動きがわかる。バブル崩壊で日経平均が暴落した印象を持っていたがさらに、2008年の世界金融危機、2011年の東日本大震災で下がったことがわかる。日経平均のおおまかな動きがわかる便利な表である。

#### 4 表整理技術とChatGPTを併用した解析事例

ChatGPTを用いて生成された表は、表整理技術を用いて生成された表よりも列数が少ない。この節では、表整理技術とChatGPTの両方を組み合わせることで、多くの列を持つ表を生成することを目的とする。ChatGPTは高性能な技術である。この2つのアプローチを併用することで、高性能な表生成が期待できる。この融合手法の性能を評価するために、表生成処理の簡単な性能評価を行う[8, 9]。本節ではChatGPT(GPT-4)を利用する。

手順としては、表整理技術によって列として得られた項目を、対象となる抽出項目とする。その後、ChatGPTを用いて、各文書からこれらの項目に関連

する情報を抽出する。この処理は複数の文書に渡って実行され、その結果は多数の列と行を持つ表に構造化される。この融合手法では、列は抽出される内容を表し、行は複数の文書に対応する。この手法により、高い性能を維持しながら、多数の列を持つ表を生成できる。ChatGPTは、文章を分割しない表整理技術とは異なり、文章を分割して情報を抽出するため、融合手法においてより適切な情報を抽出することができる。

ChatGPTへの入力、表整理配置技術で得られた分類をさらに手作業で精緻化し、(a)~(v)とラベル付けされた分類を作成する。これらの分類に対応する内容をChatGPTで取得する。

以下の文章から、以下のカテゴリに該当する文章を抜き出してください。該当するものがない場合は、該当なしとしてください。# 分類 (a) 日経平均, (a2) 日経平均の推移, (b) ダウ平均, (c) 為替, (d) マーケット情報, (中略) (t) トランプ政権, (u) 新型コロナ, (v) 外国人投資家 # 本文 8月28日の東京株式市場では、米格付け会社スタンダード・プアーズによるギリシャ国債とポルトガル国債の格下げを受け、欧州財政の悪化懸念が広がり、日経平均株価は一時330円以上下落した。(残りの記事の文章)

ChatGPTに上記を入力すると、以下を出力する。各カテゴリに該当する記述を抽出すると、以下のようになる。

- (a) 日経平均株価  
- 8月28日の東京株式市場で日経平均株価は一時330円以上下落した。
- 日経平均株価は大幅に下落し、取引時間中に3営業日ぶりに10,900円台を割り込んだ。
- (中略)
- (b) ダウ平均  
- "5月27日のニューヨーク株式市場でダウ工業株30種平均は7営業日ぶりに大幅下落し、前日終値比213.04ドル安の19,991.99ドルと、2月4日(268.37ドル安)以来の下げ幅を記録した。"
- (c) 外国為替  
- 外国為替市場では、ユーロが対ドル、対円で大きく売られ、一時1ユーロ=1.3166ドルと昨年4月下旬以来約1年ぶりの安値水準まで下落した。円も対ドルで強含み、一時3営業日ぶりに1ドル=92円81銭をつけた。"
- ....

実験は、A節の毎日新聞の21記事を使用した。上記と同じ手順を21記事に適用した。記事を表に整理することで、A節で示されたもの(表8)と同様

表2 内容の抽出精度

方法	精度
表整理技術	0.73 (58/80)
融合手法	0.88 (70/80)

の表が作成された。

本節では、2節で説明した表整理技術と、本節で紹介する融合手法の両方を用いて、最初の10記事から抽出した内容の性能を評価する。2節で作成した表は、主に(b)から(i)までの情報を取り込んでいる。そのため、(b)~(i)の情報のみに基づいて性能を評価した。

結果を表2に示す。ここでは、表整理手法または融合手法のいずれかによって得られた正しい情報を正しいとする。入力文書中に正しい情報がない場合、情報が得られなかったもの、あるいはN/Aとして抽出されたものは、正しいとみなす。さらに、情報の欠落や追加にもかかわらず、得られた情報が部分的に正しい場合も正しいと判断する。表3より融合手法の有効性がわかる。

以前の研究において、我々は質問応答処理を使って表の各セルの情報を取り出し、すべてのセルの情報抽出を完了することを提案した[12](質問応答処理を使って、目的の列(文書から取り出すべき内容項目)を見つけるのが良いということも強調した[12])。ChatGPTは質問応答処理の性能を向上させるため、今回の研究はこれを達成するためにChatGPTを活用していると考えられる。

## 5 得られたカテゴリーと ChatGPT を使った簡単な分析

2節では、分析に有用な項目を示した。この分類を用いた知識獲得を行った[9]。ChatGPT(GPT-4)に、これらの項目が発生したときに日経平均株価がどうなるかを分析してもらった。ChatGPTには次のように入力した。

日経平均株価が上昇したとき、あるいは下落したときを、以下の内容に基づいて表に整理せよ。(a)日経平均、(a2)日経平均の推移、(b)ダウ平均、(c)為替、(d)マーケット情報、(e)世界情勢、(f)海外株価指数、(g)「以降」関連、(h)下落、(i)東証、(j)国際情報、(k)注目、(l)利回り、(m)金融緩和、(n)決算、(o)取引開始、(p)関連、(q)貿易、(r)欧州、(s)注意、(t)トランプ政権、(u)新型コロナ、(v)外国人投資家

これによりChatGPTが出力した表の一部を表3に示す。2節で得た有用な項目がどうなると日経平均が上昇下落するかがわかり便利である。

表3 日経平均株価の上昇および下落の要因

要因	上昇の可能性	下落の可能性
(b)ダウ平均	ダウが上昇	ダウが下落
(c)為替	円安	円高
(d)市場の情報	好材料が入る	悪材料が入る

表4 株価の上昇下落の予測

用いた素性	正解率
用語とカテゴリ	0.863
用語のみ	0.845

## 6 ChatGPT で付与したカテゴリーを利用した分析

文献[13]と同様に知見獲得を目指して記事から株価の上昇下落を予測する。日経平均を記載した新聞記事にChatGPTにより、カテゴリーを付与する。付与したカテゴリーも利用して、新聞記事から、株価の上昇下落を予測する。

本研究は、株価の上昇下落の理由を新聞記事の文章から得ることが目的である。次の日の株価を予測するのではなく、新聞記事の文章から前日から当日の株価の上昇下落を予測し、株価の上昇下落の理由を抽出する。

2007年から2022年の毎日新聞から「東京株式市場~日経平均株価~前日比・前日終値比」を含む記事(820件)を抽出し実験データとして用いる。ChatGPT(GPT-4)により各記事が各カテゴリーに当てはまるかを判定させる。カテゴリーとしては以下を用いた。

金価格の上昇、金価格の下落、石油価格の上昇、石油価格の下落、日本の金利の上昇、日本の金利の下落、米国の金利の上昇、米国の金利の下落、ヨーロッパの金利の上昇、ヨーロッパの金利の下落。

記事からはTermExtractを用いて用語を取り出した。用語とカテゴリを利用して、前日から当日の株価の上昇下落を予測する。用語では上昇下落を直接意味するもの(「好感」「嫌気」「全面安」「全面高」「買い」「売り」「買われ」「売られ」など)は取り除いた。機械学習には最大エントロピー法を用いる。

実験結果を表4に示す。機械学習の素性となるカテゴリーをChatGPTを利用して取り出すことで、株価の上昇下落の予測性能が向上することを確認した。

最大エントロピー法では有用な素性を正規化 $\alpha$ 値が大きいものとして検出できる[13]。正規化 $\alpha$ 値が大きい素性で興味深いものを表5と表6に示す。文献[13]では単語連続の素性しか用いなかったが、カテゴリの素性を用いるとわかりやすい有用な素性が得られた。米国の金利の下落、石油価格の変化で株価



表5 株価上昇に寄与するカテゴリ

素性	正規化 $\alpha$ 値
アジア株式市場の上昇	0.81
米国株式市場の上昇	0.77
市場への警戒感の減少	0.74
米国の金利の下落	0.70
ドル円の上昇	0.64
石油価格の下落	0.59
石油価格の上昇	0.59

表6 株価下落に寄与するカテゴリ

素性	正規化 $\alpha$ 値
利益確定売り	0.85
市場への警戒感の増加	0.83
米国株式市場の下落	0.80
懸念の増加	0.72
マーケットの過熱感	0.63
新型コロナウイルス患者数の増加	0.61
政治的影響（トランプ氏関連）の減少	0.59

が上昇すること、マーケットの過熱感、コロナ患者の増加、トランプ氏の影響低下で株価が下落することがわかる。ChatGPTを用いてわかりやすいカテゴリを付与して分析すると、分析がわかりやすくなる場合があることがわかる。

## 7 同種のカテゴリを持つが挙動が異なるデータの分析

6節で ChatGPT で新聞記事にカテゴリを付与できた。本節では、同種のカテゴリを持つが株価の上昇下落の向きが異なる新聞記事対の分析を行う。

同種のカテゴリを持つ状況なので、一般的には株価の上昇下落は同じになると思われる。そういう状況なのに、株価の上昇下落が異なるというのは特殊な状況と思われる。そのような状況を分析する。

6節のデータを用いる。そのデータで、ChatGPTで付与したカテゴリを用いる。多くのカテゴリを共通して持ち、かつ、カテゴリの有無を1,0としたベクトルの内積が大きい記事対を考察した。

5記事対を調査した。そのうちの2記事対に付与されたカテゴリを表7に示す。

記事対1では、どちらの記事も状況は同じく海外株式の下落により株式市場の状況は良くない。しかし、記事対1のうちの株価上昇をした記事では、日経平均は下落で始まったもののその後反発し結局その日は前日に対して株価上昇となった。

記事対2では、どちらの記事も状況は同じく日本の金利の下落により円高が進行し株式市場の状況は良くない。しかし、記事対2のうちの株価上昇をした記事では、連日の日経平均の株価下落の反動で反発し結局その日は前日に対して株価上昇となった。

調査した5つの記事対はすべて、株価が下落しや

表7 同種のカテゴリを持つが挙動が異なるデータ

	株価上昇の記事を持つカテゴリ	株価下落の記事を持つカテゴリ
記事対1	ヨーロッパ株式市場の下落、市場への警戒感の増加、ダウ平均の下落、アジア株式市場の下落、金融不安の増加、米国株式市場の下落	政治的影響（トランプ氏関連）の減少、不透明感の増加、ヨーロッパ株式市場の下落、市場への警戒感の増加、ダウ平均の下落、アジア株式市場の下落、債券市場の下落、金融不安の増加、米国株式市場の下落、米国の景況感の下落
記事対2	日本の金利の下落、不透明感の増加、債券市場の上昇、市場への警戒感の増加、金融不安の増加、ドル円の下落	日本の金利の下落、不透明感の増加、債券市場の上昇、市場への警戒感の増加、金融緩和政策の推進、ドル円の下落

すい株式市場の状況は良くないもので、記事対のうちの株価上昇をした記事では、下落で始まったものの反発し結局前日に対して株価上昇となるものであった。

株価は状況により動くだけでなく、下落の反動で反発する動きもあり、予測が複雑になることがわかる。

本節では、ChatGPTで付与したカテゴリを用いた分析を行った。ChatGPTで付与したカテゴリは、このような分析にも役立つ便利なものである。

## 8 おわりに

本研究では、株価に関連する新聞記事を表整理技術と ChatGPT を用いて分析し、株価を論理的に予測した。表整理技術により22個の分析に役立つ項目を得た。表整理技術と ChatGPT を組み合わせることで、性能高く列数の多い表を生成できることを示した。22個の項目がどのようになると株価が上下するかを示す表も生成した。機械学習の素性となるカテゴリを ChatGPT を利用して取り出すことで、特定の状況での株価の上昇下落の予測性能が向上することを確認した。ChatGPTによるカテゴリにより、株価の上昇下落の理由がわかりやすくなった。ChatGPTによるカテゴリを利用して、同種のカテゴリを持つが挙動が異なるデータの分析も行った。

## 謝辞

本研究は、公益財団法人石井記念証券研究振興財団の助成金を受けて実施された。6節は、西垣孝紀氏との共同研究である。西垣氏の了承を得て、本論

文で内容を紹介している。

## 参考文献

- [1] Johan Bollen, Huina Mao, and Xiao-Jun Zeng. Twitter mood predicts the stock market. **Journal of Computational Science**, Vol. 2, No. 1, pp. 1–8, 2011.
- [2] Heeyoung Lee, Mihai Surdeanu, Bill MacCartney, and Dan Jurafsky. On the importance of text analysis for stock price prediction. In **Proceedings of Ninth International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC 2014)**, pp. 1170–1175, 2014.
- [3] Arman Khadjeh Nassirtoussi, Saeed Aghabozorgi, Teh Ying Wah, and David Chek Ling Ngo. Text mining for market prediction: A systematic review. **Expert Systems with Applications**, Vol. 41, No. 16, pp. 7653–7670, 2014.
- [4] Ryo Akita, Akira Yoshihara, Takashi Matsubara, and Kuniaki Uehara. Deep learning for stock prediction using numerical and textual information. In **2016 IEEE/ACIS 15th International Conference on Computer and Information Science (ICIS)**, pp. 1–6, 2016.
- [5] 村田真樹, 中原裕人, 馬青. 機械学習と言語処理による株価予測と知識獲得. 言語処理学会第 26 回年次大会, pp. 657–660, 2020.
- [6] Masaki Murata, Kensuke Okazaki, and Qing Ma. Improved method for organizing information contained in multiple documents into a table. **Journal of Natural Language Processing**, Vol. 28, No. 3, pp. 802–823, 2021.
- [7] 村田真樹. 株価予測のための新聞データでの表整理技術を用いた記載事項の内容分析. 行動経済学会第 16 回大会, pp. 1–6, 2022.
- [8] Masaki Murata. Content analysis of items in newspaper data using table arrangement technology and chatgpt for stock price prediction. In **Proceedings of The 22nd International Conference on Information & Knowledge Engineering on CSCE 2023**, pp. 1–8, 2023.
- [9] Masaki Murata. Leveraging chatgpt and table arrangement techniques in advanced newspaper content analysis for stock insights. **Big Data, Data Mining and Data Science: Algorithms, Infrastructures, Management and Security**, 2024. (submitted).
- [10] OpenAI. Chatgpt. <https://openai.com/blog/chatgpt/>, 2022.
- [11] Long Ouyang, Jeff Wu, Xu Jiang, Diogo Almeida, Carroll L. Wainwright, Pamela Mishkin, Chong Zhang, Sandhini Agarwal, Katarina Slama, Alex Ray, John Schulman, Jacob Hilton, Fraser Kelton, Luke Miller, Maddie Simens, Amanda Askell, Peter Welinder, Paul Christiano, Jan Leike, and Ryan Lowe. Training language models to follow instructions with human feedback. **arXiv:2203.02155**, 2022.
- [12] 村田真樹, 内山将夫, 井佐原均. 質問応答システムを用いた情報抽出. 言語処理学会第 6 回年次大会ワークショップ論文集, pp. 33–40, 2000.
- [13] 村田真樹, 中原裕人, 馬青. パターンと教師あり機械学習と素性分析を利用したウェブと新聞からの株式相場に関わる知見獲得. 情報処理学会第 82 回全国大会, pp. 55–56, 2022.

## A 表整理技術を用いた分析の詳細

2 節の研究の詳細を本節で述べる [7, 8, 9].

2007 年から 2020 年の毎日新聞において、「前日終値比」「前日比」のいずれかを含み、「東京株式市場」「日経平均株価」を含む記事を抜き出した。2,084 件の記事が抜き出された。

次に、この記事群をクラスタリングした。K-means 法でクラスタ数を 100 と指定してクラスタリングを行い、その中から密集度が高く件数も適度に多いクラスタを選択して実験データとする。密集度 0.989, 21 件の記事を含むクラスタを抜き出し、実験データとする。ここで、密集度とはクラスタ内の情報の関連具合を表したものであり、似たような情報が詰まったクラスタは密集度が高くなる。fastText で単語ベクトルを作りそれに基づき文書ベクトルを作り、文書間の類似度を算出し K-means でクラスタリングしている。密集度も同様に文書ベクトルを利用して算出する。

この 21 件の記事に対して、表整理技術 [6] で表に整理する。この表整理技術では、複数の記事を入力すると、記事中の文をクラスタリングして、表の行に、入力した記事、表の列に、クラスタリングした文を配置するような表を生成できる。よく似た内容の文が同じ列に配置された表が生成できる。実際にこの技術を利用したところ、13 列が生成された。表では左の方の列が重要度が高いものが配置される。重要度は密集度と表の充填率（空白の欄が少ないほどよい）の積でもとまる。手法の詳細は文献 [6] にある。生成された表の一部を表 8 に示す。

13 列のうちの最後の 3 列は断片的なものや記事の著者の情報であり不要なものであった。残る 10 列の内容は、重要度順に以下のものがあつた。(a) ダウ平均, (b) 為替, (c) 市場の情報 1, (d) 市場の情報 2, (e) 世界情勢, (f) 海外株価指数, (g) 以来に類するもの, (h) 下げ幅, (i) 東証, (j) 国際的な情報

密集度 0.983, 79 件の記事を含むクラスタで、列数 20, 列数 50 の表を生成した。その表で新たに有用と思われる列の内容が、12 個見つかった。(k) 指摘事項, (l) 利回り, (m) 金融緩和, (n) 業績, (o) 取引開始, (p) 関連, (q) 貿易, (r) 欧州, (s) 警戒, (t) トランプ, (u) 新型コロナ, (v) 海外投資家

新聞で日経平均について記載する際、上記のような情報を同時に書くことが多いということがわかる。表で列数を増やすとより多くの内容を取得できる。「トランプ政権」「新型コロナ」などの特殊な事象に関わる内容も得られた。

## B 得られたカテゴリーと ChatGPT を使った簡単な分析の追加事例

本節では、5 節で行った分析の追加事例を示す [9]。5 節で得た結果に続いて、下記を ChatGPT に入力する。

上記表で示した要因以外の要因を多数考察ください。日経平均株価が、その新たに考察した要因がどのような場合に、上昇または下落するかを表に整理してください。

これにより ChatGPT が出力した表の一部を表 9 に示す。下記を ChatGPT に入力する。

石油価格では、それがどのような場合に、日経平均株価が上昇または下落するかを表に整理してください。

これにより ChatGPT は表 10 を生成した。この表により石油と日経平均のより詳細な関係がわかる。

表 8 生成された表の一部

記事タイトル	ダウ平均	為替	市場の情報
外為・株式：東証 8000 円割れ寸前一時 658 円安、年初来安値。	... 前日のニューヨーク市場でダウ工業株 30 種平均が 500 ドル超下落した流れを引き継いだ。	午後 0 時 45 分現在は同 531 円 27 銭安の 8143 円 42 銭。	23 日の東京株式市場は、前日の欧米市場の急落や急激な円高を受けて全面安の展開となった。....
ギリシャ：財政危機 日米欧で株価急落 支援決定、来月 10 日で調整。	27 日のニューヨーク株式市場のダウ工業株 30 種平均は 7 営業日ぶりに急反落し、前日終値比 213・04 ドル安の 1 万 991・99 ドルと 2 月 4 日以来の大幅な下げを記録した。....	円を買う動きも強まり、円相場は一時 1 ドル = 92・81 円と 3 営業日ぶりに 92 円台をつけた。	前日の欧米株も急落しており、市場では欧州発の世界的な株安が進むとの警戒感も出ている。

表 9 日経平均株価の上昇および下落の要因（追加）

要因	上昇の可能性	下落の可能性
(cc) 石油価格	石油価格が安定	石油価格の急騰/急落
(dd) インフレ・デフレ	マイルドなインフレ	高インフレ/デフレ

表 10 日経平均株価と石油価格の関係

石油価格の変動	日経平均株価の上昇の理由	日経平均株価の下落の理由
石油価格の急騰	-	1. エネルギーコストの増加による企業利益の圧迫。 2. 家計の燃料・輸送費用の増加による消費の冷え込み。 3. 石油輸入額の増加による貿易収支の悪化。
石油価格の急落	1. エネルギーコストの低下による企業利益の増加。 2. 家計の燃料・輸送費用の減少による消費の活発化。 3. 石油輸入額の減少による貿易収支の改善。	-
石油価格の安定	1. 予測しやすい経済環境。 2. 企業の中長期的な経営戦略の策定が容易に。	1. 他の経済要因による株価の変動が主体となる。