

テキストマイニングに基づく中央銀行の政策変更予測フレームワーク

Framework for Predicting Monetary Policy of Central Bank Based on Text Mining

坂地泰紀^{1*} 加藤大輔^{2,3} 吉田佑輔³
渡辺剛史³ 早川正亮³ 和泉潔¹

Hiroki Sakaji¹ Daisuke Kato² Yusuke Yoshida³
Tsuyoshi Watanabe³ Tadaaki Hayakawa³ Kiyoshi Izumi¹

¹ 東京大学

¹ The University of Tokyo

² みずほリサーチ&テクノロジーズ

² Mizuho Research & Technologies

³ みずほ銀行

³ Mizuho Bank

Abstract: 本研究では、テキストマイニング技術を用いた中央銀行の金融政策変更を予測するフレームワークを提案する。中央銀行による金融政策の変更は為替市場や株式市場、国債市場などにも影響を与えることから、企業や銀行は金融政策変更の予兆を捉えようと試みているが、中央銀行によって公開される情報の量が限られることから非常に困難である。そこで、我々はテキストマイニング技術を用いて、金融政策変更の予兆に関する情報をニュース記事から抽出することを試みる。この問題を解決するために、我々は因果関係に基づく金融政策変更を予測する新たなフレームワークを提案する。本フレームワークはトピックモデル、機械学習に基づく文選択、機械学習に基づく期待値予測から構成される。

1 はじめに

中央銀行は、物価の安定や金融システムの安定を保つために、必要に応じて金融政策を変更する。金融政策の変更は、為替市場、株式市場や国債市場に影響を与える。例えば、中央銀行である日本銀行が、2013年4月に量的・質的金融緩和を導入した結果、市場では大幅な円安と株高が進んだ。もし、金融政策変更の兆しを捉えることができれば、投資家にとって安定した収益を目指すうえで有用な情報となりうる。

投資家が中央銀行の金融政策スタンスや経済・物価見通しを知る情報源としては、中央銀行が公表する文書の他に、報道機関等によって発出されるニュース記事がある。中央銀行が公開する文書は、中央銀行の金融政策等の意図が直接的に反映されているという利点はあるが、文書の総数は限られている。例えば、日本銀行からは、金融政策決定会合の結果(議事要旨、主な

意見等)や、金融政策に関連する講演・挨拶等が公開されているが、その公開頻度は平均して月数本程度である。これに対して、ニュース記事の数ははるかに多く、例えば日本銀行に関するニュース記事は年間で数千本に上る。もし、ニュース記事を用いた分析を実現できれば、高いリアルタイム性を備えつつ、十分な量の学習データを用いて金融政策変更に関する定量的な評価が可能となる。

我々はテキストマイニング技術を用いて、金融政策変更の予兆に関する情報をニュース記事から抽出することを試みる。この問題を解決するために、我々は因果関係に基づく金融政策変更を予測する新たなフレームワークを提案する。本フレームワークはトピックモデル、機械学習に基づく文選択、機械学習に基づく期待値予測から構成される。本フレームワークによって、金融政策変更期待度の予測に加えて、金融政策変更に結びつく原因(トピック)についても得ることができる。

*連絡先：東京大学大学院工学系研究科
〒113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1
E-mail: sakaji@sys.t.u-tokyo.ac.jp

2 関連研究

関連研究として、Ahrens et al.[Ahrens 21] が挙げられる。彼らは、中央銀行のスピーチからトピック分析を用いて、GDP、CPI、失業率という3つの主要な経済的側面に沿って、金融政策のシグナル分散指数を構築した。また、Ochs et al.[Ochs 21] は、テキストマイニング技術を用いて、金融政策変更の影響を解析している。他にも、金融政策変更に関する研究としては、Romer et al.[Romer 04] や Baker et al.[Baker 16] の研究が挙げられる。金融・経済に関連するシステムフレームワークとしては、Sakaji et al.[Sakaji 19] の地域経済インデックスを生成する研究が挙げられる。ここでは、銀行の接触履歴から Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM) を用いて指標生成している。これらの研究に対して、本研究は、中央銀行の金融政策変更を予測しようとする新たな試みとなっている。

3 金融政策変更予測フレームワーク

本節では、我々が提案する「金融政策変更予測フレームワーク」について述べる。本フレームワークの概要図を図1に示す。本フレームワークは以下の3つから構成される。

一つ目である構成要素 A は、ニュース記事から因果関係を抽出する。この技術については、既存の手法 [Sakaji 08] を利用している。因果関係抽出手法は、構文パターンと手がかり表現を用いて因果関係を構成する原因と結果を抽出する手法であり、そのプログラムは GitHub¹ で公開されている。

二つ目の構成要素 B は、三つの手法「金融政策変更に関連する因果関係の抽出」「金融政策変更への期待度の予測」「金融政策変更の原因の特定」からなる。「金融政策変更に関連する因果関係の抽出」と「金融政策変更への期待度の予測」は、機械学習手法に基づく方法である。本論文では、評価実験を通じて、どの機械学習手法が本タスクに適切であるかを示す。一方、「金融政策変更の原因の特定」はトピック分析に基づく方法であり、図1においても、“LDA Model”と記載している。

最後の構成要素 C では、構成要素 B で得られた結果を用いて、金融政策変更を予測する。本論文では、過去にあった金融政策変更を用いて、本フレームワークの出力結果を分析する。

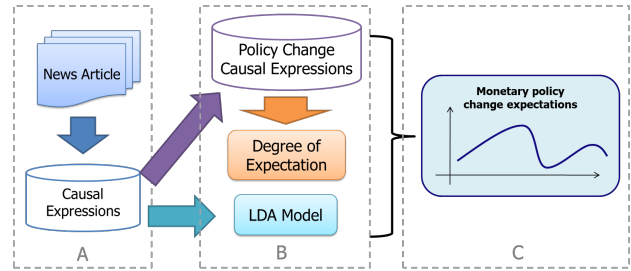


図 1: Overview of our framework.

3.1 金融政策変更に関連する因果関係の抽出

本節では、構成要素 B の「金融政策変更に関連する因果関係の抽出」を行う手法について述べる。我々は、金融政策変更に関する文は、多くの場合、因果関係を表す形で記述されていると考えた。例えば、原因「インフレの上振れリスク」と結果「追加金融緩和は一段と困難になっている」は因果関係を表し、かつ、金融政策変更に関連している。そのため、金融政策変更に関連する因果関係を抽出するため、まず、ニュース記事から因果関係を抽出する。その後、抽出した因果関係の中から、金融政策変更に関連するものだけを抽出する。これを達成するために、2013年から2015年のロイターニュース記事から抽出した因果関係に対して、金融政策変更に関連するかどうかのタグを我々で付与した。金融政策変更に関連する因果関係と、関係しない因果関係の例を図2に示す。

金融政策変更に関連する因果関係を抽出するために、我々は機械学習手法を用いた。ここでは、Random Forest (RF), Support Vector Machine (SVM), Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) の3つのモデルを採用する。

政策に関連する

| | |
|----|---|
| 原因 | 黒田新体制になって、株価は上がり続けている |
| 結果 | 今の段階で、日銀が長期金利に対して、新たなオペレーションを実施しなくてはならない状況ではないとの判断のようだ。 |

政策に関連しない

| | |
|----|--------------------|
| 原因 | 先進各国による積極的な金融緩和 |
| 結果 | 投資先を物色する動きが広がっており。 |

図 2: 金融政策変更に関連する因果関係と、関係しない因果関係の例。

¹<https://github.com/tetsuwaka/CausalExtraction>

3.2 金融政策変更への期待度の予測

本節では、構成要素 B の「金融政策変更への期待度の予測」の手法について述べる。まず、我々は前節で金融政策変更に関連するというタグを付与した因果関係に対して、金融政策変更への期待度について 5 つのタグを付与した。金融緩和方向への政策変更の期待度が高いものに正のスコア（「1.0」または「0.5」）、金融引き締め方向への政策変更の期待度が高いものに負のスコア（「-1.0」または「-0.5」）、その時点での金融政策が継続される期待度が高いものにスコア「0」を付与した。付与したタグの例を図 3 に示す。

金融政策変更への期待度を予測するために、機械学習手法を用いる。ただし、金融政策に関連する因果関係の抽出とは異なり、ここでは、分類問題ではなく、回帰問題として期待度を予測する。そのため、我々は、Linear Regression (LR), Support Vector Regressor (SVR), Multi-Layer Perceptron Regressor (MLPR), BERT を機械学習手法として採用する。

期待度：1

| | |
|----|---------------------|
| 原因 | 一方で白川方明日銀総裁の前倒し辞任表明 |
| 結果 | 緩和強化策への期待が一段と強まっている |

期待度：-0.5

| | |
|----|--------------------|
| 原因 | インフレの上振れリスク |
| 結果 | 追加金融緩和は一段と困難になっている |

図 3: 期待度付与の例

3.3 金融政策変更の原因の特定

本節では、構成要素 B の「金融政策変更の原因の特定」の手法について述べる。上記で述べたように、本研究では、Latent Dirichlet Allocation (LDA) を用いてトピック分析を行い、その結果を金融政策変更の原因として利用する。我々は、適切なトピック数を決めるために、我々は 10~29 のトピックで分析した結果をチェックした。その結果、17 がトピック数として適切であったため、この結果を用いる。表 1 に、得られた 17 のトピックを示す。ただし、各トピックの名称は代表的な単語を基に主観的に設定した。

3.4 金融政策変更の予測

本節では、構成要素 C である金融政策変更の予測について述べる。構成要素 A で得られた因果関係を用い

表 1: 得られた 17 のトピック。

| 金融政策決定会合 | 景気・イベント |
|----------|--------------|
| 国債買入 | 米国経済 |
| リスク要因 | 当座預金・バランスシート |
| 金融市場 | ET |
| 欧州金融政策 | 米国経済金融政策 |
| 円債市場 | 金融緩和 |
| 日本の経済指標 | 資産買入 |
| 入札・輪番オペ | 財政 |
| 緩和縮小 | |

て、構成要素 B で金融政策変更に関連する因果関係の抽出、金融政策変更への期待度の予測、LDA モデルの構築を行い、その結果を統合し、金融政策変更を予測する。具体的には、金融政策変更に関連する因果関係に対して期待度を付与し、トピックごとに集計することで、金融政策への期待値を獲得し、その大きさを金融政策変更を予測する。ある月 s のトピック t の金融政策変更への期待値 $E_s(t)$ は、以下の式 1 によって計算する。

$$E_s(t) = \sum_{c \in C_s} c_e c_t \quad (1)$$

ここで、 C_s はある月 s のニュース記事に含まれる因果関係の集合、 c_e は因果関係 c から予測された期待値、 c_t は因果関係 c におけるトピック t の所属確率をそれぞれ示す。

4 評価実験

本フレームワークの性能を評価するために、評価実験を行う。実験には、2013 年から 2017 年のロイターニュース記事を用いる。また、既存手法 [Sakaji 08] を用いて抽出した因果関係に、「金融緩和」「政策変更」「日銀」のいずれかを含むものを対象に、実験を行う。

ここで、我々は、3 つの実験を行った。一つ目は、構成要素 B である金融政策変更に関連する因果関係抽出の実験である。ここでは、RF, SVM, BERT の 3 つの手法を用いて実験を行う。また、2013 年から 2015 年のロイターニュース記事から抽出した合計 9,049 の因果関係のうち、719 が金融政策変更に関係がある因果関係であった。この因果関係を、学習データ 6,328 件（うち 496 件が関連あり）、検証データ 904 件（うち 72 件が関連あり）、テストデータ 1,817 件（うち 151 件が関連あり）に分割し実験を行う。

二つ目は、抽出した金融政策に関連する因果関係に記載された内容の金融政策変更への期待度付与である。ここでは、LR, SVR, MLPR, BERT の 4 つの手法を用

いて実験を行う。一つ目の実験で使った 719 件の金融政策変更に関連がある因果関係について、付与された期待度のタグを用いて実験を行う。この期待度を、学習データ 495 件、検証データ 70 件、テストデータ 154 件に分割し実験を行う。それぞれのデータに含まれるスコア別のデータ数内訳を表 2 にしめす。

表 2: 金融政策変更期待度 (スコア) 別のデータ数内訳。

| 期待度スコア | -1.0 | -0.5 | 0 | 0.5 | 1.0 | 合計 |
|--------|------|------|-----|-----|-----|-----|
| 学習データ | 14 | 37 | 206 | 154 | 84 | 495 |
| 検証データ | 2 | 2 | 35 | 21 | 10 | 70 |
| テストデータ | 2 | 11 | 72 | 49 | 20 | 154 |

最後に、得られた情報を用いて、金融政策変更の予測を行う。ここでは、一つ目と二つ目で、最も良い性能であった手法を用いて行う。この実験には 2013 年から 2017 年のデータを用いる。このうち、2016 年以降のデータにはタグが付与されていないため、アウト・オブ・サンプルの観測値についての予測となる。

5 結果と考察

金融政策変更に関連する因果関係抽出の結果については、表 3 に示したように BERT が他の手法よりも高い性能を示した。抽出した因果関係への期待度付与の結果については、表 4 に示したように MLPR が他の手法よりも高い性能を示した。金融政策変更に関連する因果関係抽出では最も性能が良かった BERT が、期待度の予測では性能は良くなかった。これは、過去の研究からも、BERT は言語処理タスクであれば高い性能を示すが、その他のタスク、例えば、株価予測などにおいては、性能は良くない傾向にある。そのため、本タスクにおいても、期待度という言語とは異なるものを予測させたことから、性能が良くなかったと考えられる。

生成した金融政策変更の期待値を図 4 に示す。図 4 の上側には月ごとのトピック別政策変更期待値、下側には実際に金融政策が変更されたタイミングを灰色の線で示している。また、この結果は、金融政策変更に関連する因果関係抽出では BERT、期待度の付与に関しては MLPR を用いた結果となっている。2013 年から 2015 年までは、タグ付けデータを利用していることから、クロズドテストになっているが、実際に金融政策が発表される前に、期待値が増加していることが確認できる。一方、2016 年以降は、一部、期待値が増加しているが、2015 年に比べ、その上がり幅は小さい。これは、関連する因果関係がうまく取得できていない可能性があるため、この部分の改善が必要である。

表 3: 金融政策変更に関連する因果関係抽出の結果。いずれもテストデータにおける結果 (各値はマクロ値を示す。)。

| | Precision | Recall | F1 |
|------|-------------|-------------|-------------|
| RF | 0.76 | 0.53 | 0.53 |
| SVM | 0.68 | 0.66 | 0.67 |
| BERT | 0.79 | 0.71 | 0.74 |

表 4: 期待度付与の結果。いずれもテストデータにおける結果。

| | $R^2 \uparrow$ | $RMSE \downarrow$ |
|------|----------------|-------------------|
| LR | -0.102 | 0.599 |
| SVR | 0.014 | 0.566 |
| MLPR | 0.201 | 0.509 |
| BERT | -0.077 | 0.592 |

6 まとめ

本論文では、テキストマイニング技術を用いた中央銀行の金融政策変更を予測するフレームワークを提案した。本フレームワークは、因果関係抽出、金融政策変更に関連する因果関係の抽出、因果関係への金融政策変更期待度の付与、金融政策変更の原因の特定、金融政策変更の予測から構成される。金融政策変更に関連する因果関係の抽出と、因果関係への金融政策変更期待度の付与では機械学習手法を利用しており、そこで用いるのに適切な手法を実験を通して選択した。金融政策変更の原因の特定については、LDA を用いてトピック分析を行い、得られたトピックを原因として獲得した。実験結果より、金融政策変更の予測に関しては、性能に関して不十分であるものの、予測可能性があることを示した。今後は、金融政策変更に関連する因果関係の抽出と、因果関係への金融政策変更期待度の付与に関して、手法の改善を進めていく。

留意事項

本論文の内容や見解は、執筆者個人に属し、所属機関や所属企業の公式見解ではない。

参考文献

- [Ahrens 21] Ahrens, M. and McMahon, M.: Extracting Economic Signals from Central Bank Speeches, in *Proceedings of the Third Workshop on Economics and Natural Language Processing*, pp. 93–114, Association for Computational Linguistics (2021)

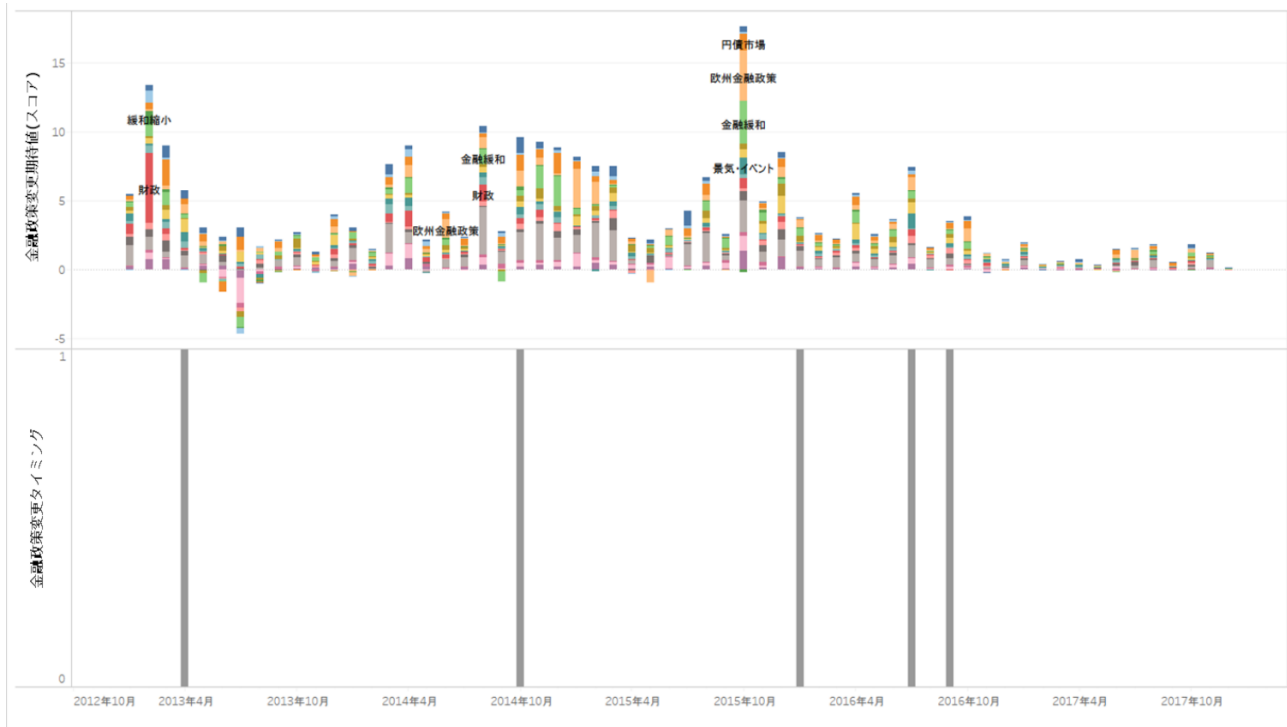


図 4: 金融政策変更の予測結果 (上) と実際に政策変更のあったタイミング (下).

[Baker 16] Baker, S. R., Bloom, N., and Davis, S. J.: Measuring Economic Policy Uncertainty*, *The Quarterly Journal of Economics*, Vol. 131, No. 4, pp. 1593–1636 (2016)

[Ochs 21] Ochs, A. C.: A New Monetary Policy Shock with Text Analysis, Cambridge Working Papers in Economics 2148, Faculty of Economics, University of Cambridge (2021)

[Romer 04] Romer, C. D. and Romer, D. H.: A New Measure of Monetary Shocks: Derivation and Implications, *American Economic Review*, Vol. 94, No. 4, pp. 1055–1084 (2004)

[Sakaji 08] Sakaji, H., Sekine, S., and Masuyama, S.: Extracting Causal Knowledge Using Clue Phrases and Syntactic Patterns, in *7th International Conference on Practical Aspects of Knowledge Management (PAKM)*, pp. 111–122 (2008)

[Sakaji 19] Sakaji, H., Kuramoto, R., Matsushima, H., Izumi, K., Shimada, T., and Sunakawa, K.: Financial Text Data Analytics Framework for Business Confidence Indices and Inter-Industry Relations, in *Proceedings of the First Workshop on Financial Technology and Natural Language Processing*, pp. 40–46 (2019)