

金融レポート、およびマクロ経済指数によるリアルタイム 日銀センチメントの予測

Real time sentiment analysis of Bank of Japan using text of Financial report and
macroeconomic index

余野 京登¹ 和泉 潔¹ 坂地 泰紀¹

Kyoto Yono¹, Kiyoshi Izumi¹, Hiroki Sakaji¹

¹東京大学大学院

¹Graduate School of Engineering, The University of Tokyo

1 はじめに

金融市場におけるテキストデータは、投資家にとって分析対象の一つであり、その重要性は日に日に増している。決算短信をはじめとする企業の業績について書かれたドキュメント、証券会社のアナリストが書いた個別企業についてのアナリストレポート、更にはツイッター等のSNSで発信している個人投資家のつぶやき等、多種多様なテキストデータが存在する。定性的な投資判断の材料になるとともに、これらのテキストを用いて、モデルを構築し、定量的な分析を行うこともある。

本研究では、中央銀行が発行する議事録やステートメントなどの公的な文章を対象に、定量的な数値化を目的としている。具体的には、日本銀行の発行する金融政策決定会合の議事要旨から物価、生産、雇用等の各トピックに対するセンチメント指数の構築を目指す。

1.1 センチメント付与に関する問題意識

公的な文章からセンチメントを導き出す研究は、各国の中央銀行を対象に行われてきた。山本らは、日本銀行のテキストを対象に、ニューラルネットワークを用いた深層学習でスコア付を行い、指数化を行った[1]。また、D. Wu らは、FOMCのテキストを対象に、LDAによりトピックわけを行い、各センチメントに関しては、極生語辞書を用いたスコア付を行った[2]。これらの研究においては、まず一文単位でスコアを付与した後、1ドキュメントに対しては、各文の平均スコアをその時点のセンチメントとしている。その際の課題点を3つ上げる。1点目は、あるドキュメントにおいて、文章数が少なく、かつ、一つの文のスコアが極値を取った場合、ドキュメント全体がその特定のスコアに大きく影響されてしまう。2点目は、ドキュメントには時系列性を有しているはずだが、それを特に考慮していない。3点目としては、モデルにより数値化しているが、それはドキュメント単体のみを評価しているに過ぎず、中央銀行の実際に行っている「マクロ経済

指標等の各データを観察→各議員が議論→その結論として、ドキュメントが発行される」という一連の構造を捉えていない。

本研究では、これらの問題意識を踏まえ、マクロ経済指標も用いた生成モデルを用いて中央銀行のトピック別のセンチメント指数の構築を試みる。

2 モデル構築

本章では、実際の日本銀行における金融政策運営の概略について説明した後、その枠組ベースにした構築したモデルの概要について述べる。

2.1 日本銀行の金融政策運営

日本銀行の公式サイト[3]によると、金融政策運営は以下の通り、行われている。

金融政策運営の基本方針は、日本銀行政策委員会の「金融政策決定会合」とよばれる会合で決定します。会合では、金融経済情勢に関する検討を行うとともに、金融市場調節方針や当面の金融政策の運営方針を決定し、決定した内容は直ちに公表しています。（中略）金融政策決定会合では、年に8回、2日間かけて集中的に審議を行い、金融政策の方針を決定しています。議決は9名の政策委員（総裁、2名の副総裁、6名の審議委員）による多数決によって行います。

つまり、金融経済情勢に関して、各9名の審議委員が議論を行う。そして、その結果として議論の内容が議事要旨として公表される。

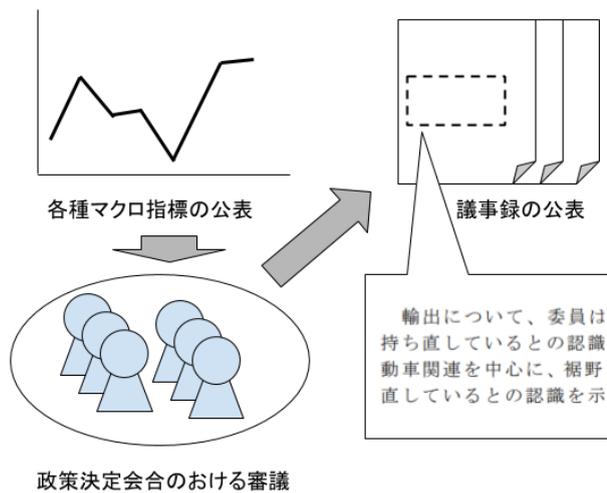


図 1: 日本銀行における金融政策運営の概観

2.2 分析対象テキスト

日本銀行のトピック別のセンチメントを構築するために、対象とするテキストは金融政策決定会合の議事要旨とする。さらに、議事要旨内の「金融経済情勢に関する委員会の検討の概要」セクションのみを対象とする。対象のテキストの特徴としては、1点目としては、トピックについての記述が「～～について、」というように明示的に文頭に書かれる。2点目としては、「委員は、～～を共有した」や「一人の委員は、～～と述べた」というようにどの程度の人数の委員によって議論や意見がなされたかが文章内に必ず記述される形となっている。

わが国の景気について、委員は、所得から支出への前向きな循環メカニズムが働くもとで、緩やかに拡大しているとの見方で一致した。委員は、企業部門の動きについて、輸出は増加基調にあるほか、設備投資も、収益が過去最高水準を更新する中、緩やかな増加基調にあるとの認識を共有した。また、家計部門についても、委員は、個人消費

図 2: 議事要旨の一例

2.3 スコア付

先行研究[1]で用いられた景気ウォッチャー調査を学習データに LSTM で構築したモデルでのセンチメントを各文に対して付与を行う。また、各文において、委員の意見の一致度により、そのスコアの重み付けを行う。

2.4 生成モデル

実際の日本銀行の金融政策運営を考慮し、以下のマルコフ性を考慮した生成モデルを構築する。

まず、各文のスコア S はその時点における日本銀行のセンチメントを示す潜在変数 Z に基づき生成させる。その潜在変数 Z はマクロ指数 M に依存しており、かつ 1 時点前の自身にも依存する時系列性を有している。

より詳細なモデルについては、研究会当日にて発

表する予定である。

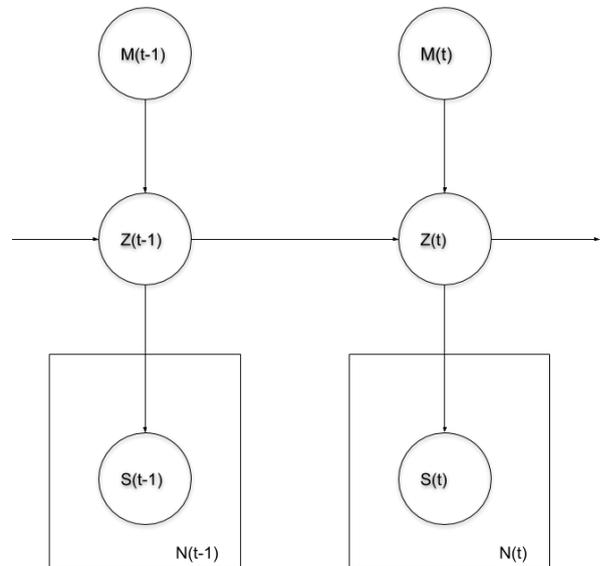


図 3: 本モデルにおけるグラフィカルモデル

3 結果、およびまとめ

前章で述べたモデルを用いたシミュレーション結果、および考察を研究会当日にて発表する予定である。

参考文献

- [1] 山本 裕樹, 松尾 豊: 景気ウォッチャー調査の深層学習を用いた金融レポートの指数化, 第30回人工知能学会全国大会, (2016)
- [2] Jegadeesh, N., and D. Wu: Deciphering Fed Speak: The Information Content of FOMC Meetings, AFA 2016 San Francisco Meeting Paper (2015)
- [3] 金融政策決定会合の運営 : 日本銀行 Bank of Japan, www.boj.or.jp/mopo/mpmsche_minu