

日銀「主な意見」の発言者分類モデルの作成と 政策変更予測への応用

Speaker Classification Model on BOJ's Summary of Opinions for Forecasting Their Policy Change

末廣徹^{1*,2} 木村柚里¹ 稲垣真太郎¹

Toru Suehiro^{1,2}, Yuri Kimura¹, and Shintaro Inagaki¹

¹ みずほ証券金融市場調査部

¹ Fixed Income Research Department, Mizuho Securities, Co., Ltd.

² 法政大学大学院経済学研究科経済学専攻

² Graduate School of Economics, Hosei University

Abstract: In this paper, we introduce several types of text classification model that predict the speakers on BOJ's "Summary of Opinions". Those documents summarize BOJ's Monetary Policy Meetings and the major part of the contents consist of the committee members' opinions, but those comments are kept anonymous. Regarding this issue, the commentator prediction model should be a great help for focusing the next decision of BOJ. Our models are trained with the past public speech texts of BOJ committees. In order to correct the bias of datasets, we tried some data pre-processing before model fitting. The proposal models are Random Forest, LSTM and Bidirectional LSTM with attention mechanism. As a result, we achieved over 90% accuracy for the best. To applying those models to the analysis of BOJ's "Summary of Opinions", we focus on the relationship between the ratio of presumed speakers in the documents and past monetary policy changes. The analysis revealed that the higher ratio of "Reflationist's" assertion raises the chance of monetary easing occurrence.

1. はじめに

13年4月の異次元緩和政策の導入以降、日銀は日本国債の買い入れを急増し、19年3月末時点では市中残高の約43%を保有するようになった。しかし、安定的な物価目標2%の達成は困難な状況が続いており、更なる追加緩和策導入の可能性も十分にある。他方、中長期的には超低金利環境における金融機関の運用難と収益悪化の帰結であるリバーサルレートの見方も根強い。いずれにせよ、債券市場を中心とした市場参加者にとって日銀の次の一手を予想することは経済環境を予想することよりも重要なタスクになりつつある。いわゆる「BOJウォッチ」（中銀

ウォッチ）と言われる日銀（その他各国中銀）の分析は、中央銀行が発表する金融政策決定会合の声明文や議事要旨、各委員の個別の講演内容などを精読することで、ニュアンスの変化を捉えるという方法が一般的である。証券会社やシンクタンクに所属する民間エコノミスト・アナリスト（BOJウォッチャー）が独特な言い回し（日銀文学とも言われる）を読み込み、ちょっとした変化を読み取る。たとえば、16年1月のマイナス金利導入の決定などを事前に予想することができていれば、金融市場においてそれ相応に収益を上げることができただろう。

日銀の金融政策決定会合は、総裁と2人の副総裁に6人の審議委員を加えた9人の政策委員による合議制で決定される（多数決）。そのため、政策の決定内容だけでなく、各委員が独自に行う講演や匿名で公表される議事要旨などのテキストを読み込む必要がある。匿名で公表される「主な意見」や「議事要旨」といった資料において、それぞれの発言が誰のものであるかを正確に予測することができれば、決定会合における議論の方向性もつかみやすくなる。

* 連絡先: みずほ証券株式会社金融市場調査部
〒100-0004 東京都千代田区大手町1-5-1 大手町ファーストスクエア
E-mail: toru.suehiro@mizuho-sc.com

本稿では、このような大量のテキストの特徴理解をテキストマイニング（文字情報のデータ化）と機械学習・深層学習の組み合わせによって行った。そして、筆者らが作成したモデルを用いて新規のテキストの発言者の予想（分類）を行い、決定会合における匿名の発言内容が政策委員の誰の意見によっているのかを検証し、決定会合における各委員の発言比率と16年以降に断続的に行われてきた金融緩和策導入のタイミングとの関連性を調べた。

2. 先行研究

日銀が公表するテキストやデータを機械学習させて分析したものには、日銀の金融経済月報を共起解析、主成分分析、回帰分析の三段階からなるCPR法を用いてテキスト解析することで、市場価格の変動を予想した研究として[1]がある。[1]は、日経平均、円ドル、国債(2,5,10年)利回りの変動をそれぞれ一定の精度で予測できることを示した(例えば、日経平均については70%超)。

また、日銀の金融政策に関する研究としては、[2]がある。これは日銀の政策決定変更のパターンを、日銀が公表する決定会合の声明文、金融経済月報、展望レポート、総裁記者会見録などの文書を深層学習によって抽出し、政策変更の予想に役立つ研究を行った。具体的には、Doc2Vecによって獲得した文章の分散表現と時系列データと組み合わせて深層信念ネットワーク(DBN)に学習させる、新たに入力された日銀の文書が、次の決定会合で金融政策の変更を行った過去ケースの特徴を有するか否かを判定する分類器を開発した。分類器は過去2回(2014年10月と2016年1月)の金融政策変更に対して、ある程度有用なシグナルを発したことを示した。

そのほか、[3]は、日銀会合後の総裁記者会見における、黒田総裁の表情と金融政策変更の関係を研究した。[3]は深層学習等を用いた表情認識アルゴリズムを用いることで、会見における総裁の表情を解析し、重大な金融政策変更を行う直前の回の会見では、「怒り」や「嫌悪」の表情が多くなる一方、政策変更後の会見では「悲しみ」の数値が低下する傾向を確認した。

これらの研究は日銀の公表するテキスト等の情報を機械学習や深層学習によって分析し、市場価格や金融政策変更の予想を行ったものだが、本稿が目にする9名の日銀政策委員による個々の発言を分析したものとしては[4]がある。[4]は9名の政策委員の講演テキスト(17年1月～18年9月)について、Random Forestを用いることで各委員の発言が誰のものかと

いう正答率は約52%となることを示した。本稿は[4]の分析を拡張させたものである。

3. データとモデル

本稿では、日銀政策委員の講演テキストを機械学習モデルによって学習した「日銀政策委員の発言分類器」を作成し、予測精度を検証する。また、作成した分類器を用いて、匿名で委員の発言が公表されている日銀金融政策決定会合「主な意見」の発言者予測を行い、各決定会合でどの委員の発言比率が高いかという予測結果と、金融政策決定会合における政策変更の関係を考察する。

3.1 日銀政策委員の講演

日銀政策委員は各種講演やイベントにおいて挨拶を行うことがある。日銀HPにアップされているだけでも18年に37回の講演・挨拶を行っており、黒田総裁が19回、雨宮副総裁が4回となっている。その他審議委員は地方における「金融経済懇談会」で挨拶をすることが多く、それぞれの年間平均で約2回行っている。これらの講演・挨拶では、政策委員会全体の「公式見解」を説明しつつも、各委員が特に注目している内容や、独自の考え方を説明するケースがある。講演テキストを学習データとすることで、日銀政策委員の発言を分類するモデル(分類器)を作成することができる。

3.2 「主な意見」とは

作成した分類器を用いる対象(ターゲットデータ)として、日銀金融政策決定会合「主な意見」を用いる。「主な意見」とは日銀の金融政策決定会合の6営業日後をめぐりに公表される資料で、9名の政策委員が会合で発言した内容について、整理されて公表される。日銀によると「金融政策決定会合における主な意見」は、(1)各政策委員および政府出席者が、金融政策決定会合で表明した意見について、発言者自身で一定の文字数以内に要約し、議長である総裁に提出する、(2)議長はこれを自身の責任において項目ごとに編集する、というプロセスで作成されたものである。

「主な意見」のコメントは様々な委員からある程度は均等に選ばれているとみられるが、金融・経済の環境によっては発言比率に偏りがみられ、金融政策変更との関連性があると予想される。

3.3 分析データと前処理

日銀政策委員の発言に関する「分類器」を作成するための入力データは2016年1月～2020年1月までの日銀政策委員の講演テキストとした。学習データの数は全体で16,605センテンスあり、黒田総裁がそのうち8,689センテンスと圧倒的に多く、次いで、原田審議委員が2,456センテンス、最も少なかったのは片岡審議委員の347センテンスであった。

文書分類モデル構築にあたって、テキストデータにいくつかの処理を施した。まず、講演テキストは「はじめに」の節で「最近の金融・経済の環境」を中心とした一般的な説明を行うケースが多く、各委員の特徴が現れにくい。また、「おわりに」の節も同様で、講演が行われた地方の経済の特色を述べるなど、委員の基本的な金融経済に対する主張を分類する際のノイズとなり得るため、各委員の講演テキストからこれらを削除した。その結果、センテンス数は全体で14,583センテンスとなった。

さらに、黒田総裁の発言数の多さを解消するため、黒田総裁の発言文書の数ランダムに選び出し2,303センテンスまで削減し、2番目にセンテンス数が多い原田審議委員とのオーダーを合わせた。その結果、全体で9,150センテンスとなった。

それでもなおカテゴリー（9人の委員）におけるセンテンス数の偏りが残るため、文書数の少ない各委員（黒田総裁と原田審議委員以外の7人分）については、文書拡張処理によってセンテンスのオーダーを揃えた。本研究では[5]によって検証された Easy Data Augmentation(EDA)の手法に従った文書拡張を行った。すなわち、データサイズ9,150に対し、日本語 Wordnet シソーラスによる類義語置換(Synonym Replacement)を行った。[5]の研究結果を参考に、各文書に対して同義文を生成し、データセットに加えた。その結果、各委員のセンテンス数は2,000～2,800となり、全体では21,184センテンスとなった。

表1: データサイズ一覧

	Row	Crop1	Crop2	Crop+aug
黒田	8,689	7,736	2,303	2,303
雨宮	994	822	822	2,415
若田部	534	462	462	2,138
原田	2,456	2,254	2,254	2,254
布野	1,099	905	905	2,635
櫻井	1,113	946	946	2,778
政井	481	395	395	2,266
鈴木	892	789	789	2,323
片岡	347	274	274	2,072
計	16,605	14,583	9,150	21,184

注: 「row」は元データ, 「crop1」は「はじめに」と「おわりに」を削除したものの, 「crop2」は黒田総裁のセンテンスを一部削減したものの, 「aug」は文書拡張後のデータ。

3.4 COS 類似度による比較

機械学習モデルの作成に先立ち、各委員の講演テキストの COS 類似度を比較した。COS 類似度を比較することにより、どの委員がより特徴的な発言をしやすいかどうかの検証が可能になる。具体的には各委員の講演テキストおよび9人すべての講演テキストを Bag of Words によってベクトル化し、各委員の相対での COS 類似度を求めた。類似度が高ければ、他の委員と類似した発言が多いことになる。他方、他の委員との類似度が低ければ、独自の発言が多く、特徴が得やすい委員である可能性が高い。

3.5 機械学習モデル

前述の前処理(3.3)を行った各委員の講演テキストに対して、機械学習モデルを作成した。本稿では、モデルの精度を比較検討するため、3つのモデルを作成した。具体的には、いずれも前述した前処理を行った上で、①Random Forest, ②LSTM, ③Attention 機構を用いた Bidirectional LSTM の3つである。

これら3つを使用することでモデルによる精度の違いを検証する。本稿では、LSTMに加えて順方向の伝播だけでなく逆方向の伝播も考慮された Bidirectional LSTM も用いた。この理由としては[6]において、Bidirectional LSTM は複数判別のケースにおける文書分類を行う場合 LSTM よりも精度が高いことが示されたからである。さらに、[7]によると、Bidirectional LSTM に Attention 機構を適用することで、精度の向上がみられるという結果があることから、これらを参考にモデルの選定を行った。

3.6 金融緩和策導入との関係

16年以降の「主な意見」について、どの委員の発言に近いものが多かったかを調べ、実際の金融政策の変更との関係を分析する。具体的には16年以降の「主な意見」について、各委員の発言比率と、過去の「金融緩和イベント」(0と1のダミー変数)との関係を、2項ロジスティック回帰分析を用いて調べた。「金融緩和イベント」は「マイナス金利導入の決定」(16年1月)や「ETF買入の増額」(17年7月)や「物価目標の達成時期の延期(廃止)」(16年4・11月, 17年7月, 18年4月), 「フォワードガイダンスの明確化」(19年4月)を「金融緩和イベント」とした。

4. 分析結果と考察

4.1 COS類似度による比較の結果

各委員の講演テキストを Bag of Words によってベクトル化し、各委員の相対での COS 類似度を求めた(表2)。

類似の平均値が最も高いのは黒田総裁だった。これは黒田総裁は日銀の代表として、様々な委員の考えを述べることが多いことなどが理由とみられる。

表2: 各政策委員の発言の COS 類似度

	黒田	雨宮	若田部	原田	布野	櫻井	政井	鈴木	片岡
黒田	1.00	0.96	0.95	0.91	0.91	0.94	0.96	0.93	0.94
雨宮		1.00	0.91	0.88	0.86	0.90	0.92	0.89	0.91
若田部			1.00	0.88	0.90	0.93	0.94	0.91	0.90
原田				1.00	0.81	0.85	0.86	0.83	0.85
布野					1.00	0.95	0.94	0.94	0.90
櫻井						1.00	0.95	0.93	0.93
政井							1.00	0.93	0.94
鈴木								1.00	0.91
片岡									1.00

4.2 機械学習モデルの精度

本節では、①Random Forest, ②LSTM, ③Attention 機構を用いた Bidirectional LSTM の3つのモデルについて、精度の検証を行う。

まず①Random Forest について、学習データ(前処理済みの講演テキスト)からランダムに選んだ80%を学習データ、残りの20%をテストデータとして正答率を複数回検証した結果(Cross Validation)は72.5%となった。次に、②LSTM, ③Attention 機構を用いた Bidirectional LSTM についても正答率を求めた。それぞれの正答率は89.6%, 92.0%となり、正答率は改善した。LSTM を用いた方が Random Forest

よりも正答率が上がることや、[6]と同様に、Bidirectional LSTM によってさらに精度が向上することが示された(表3, 4)。

表3: 各モデルの正答率 (%)

Model	Accuracy
① RandomForest	72.5
② LSTM	89.6
③ BiLSTM+Att	92.0

表4: 各発言者に対する正答率 (%)

	LSTM	BLSTM+Att
黒田	69.0	75.8
雨宮	89.3	93.5
若田部	91.1	92.5
原田	89.0	92.3
布野	92.7	92.0
櫻井	92.5	93.8
政井	87.3	92.9
鈴木	96.3	96.3
片岡	99.3	98.2

なお、Bidirectional LSTM+Att のモデルについて、それぞれの委員の発言の正答率を個別に求めると(Confusion Matrix), 表5のようになった。比較的 COS 類似度が高かった黒田総裁と若田部副総裁の分類を間違える比率が高いなどの特徴が得られた。

表5: BLSTM+Att による各委員の発言の正答率 (%)

		正解								
		黒田	雨宮	若田部	原田	布野	櫻井	政井	鈴木	片岡
予測	黒田	69.3	3.2	6.9	5.1	4.0	4.2	1.5	5.7	0.2
	雨宮	1.8	94.9	0.7	0.7	0.0	1.4	0.0	0.5	0.0
	若田部	14.9	2.7	79.0	1.2	0.5	1.7	0.0	0.0	0.0
	原田	7.7	0.0	0.0	87.6	0.6	0.9	0.9	2.4	0.0
	布野	2.3	0.0	0.2	1.0	94.1	0.2	0.2	2.0	0.0
	櫻井	3.6	1.4	0.5	1.4	0.7	90.2	0.0	2.0	0.2
	政井	1.0	0.0	0.0	0.0	1.0	0.2	97.7	0.0	0.0
	鈴木	1.3	0.8	0.0	0.8	0.8	0.2	0.8	94.9	0.2
	片岡	0.0	0.5	0.0	0.0	0.2	0.2	0.5	0.9	97.7

4.3 金融緩和策との関係

前節で示した3つのモデルのうち、②LSTM のモデルを用いて、16年以降の毎回の「主な意見」の発言比率を分析した。具体的には、発言者が不明の「主な意見」の発言集に対して、モデルを適用し、それぞれの発言がどの委員の発言に近いかを検証した。毎回の「主な意見」において、誰の発言が多かったのかを調べた結果は図1に示した通りである。前述したように、本来は各委員が均等に選ばれている可能性が高いものの、推計された発言比率は会合によ

って発言者（の予測）に偏りが生じた。

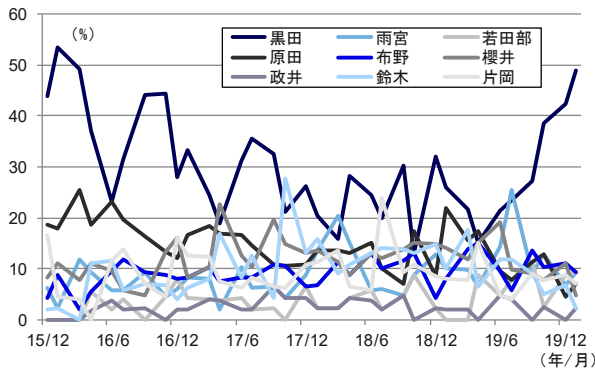


図 1: 「主な意見」のコメントを分類器モデル (BLSTM+Att) によって分類した場合の比率

委員の発言比率と金融緩和策との関係を調べるため、「金融緩和イベント」ありの決定会合を「1」とし、「政策変更なし」の決定会合を「0」としたダミー変数を作成し、それぞれの委員の発言比率を説明変数とした 2 項ロジスティック回帰分析を行った (表 6)。

回帰係数の P 値をみると、10%の有意水準で、金融緩和イベントダミーに対して原田審議委員の発言比率の回帰係数がプラス（発言比率が高いと金融緩和が行われる可能性が高い）となることが分かった。統計的に有意とは言えないまでも、原田審議委員の発言比率の説明力が高いことが分かる。金融緩和が行われる決定会合では、積極的な金融緩和を主張することの多いリフレ派である原田審議委員に近い発言が増えることが予想される。また、原田審議委員と同じリフレ派とされる片岡審議委員の発言比率も加えた「リフレ派」(原田+片岡)の発言比率の回帰結果をみると、5%の有意水準で回帰係数がプラスとなることが分かる。つまり、現在の日銀の政策委員において、リフレ派の委員が金融緩和政策の導入を促してきた可能性が高い。今後の金融政策決定会合においても、リフレ派の発言比率が高くなることがあれば、追加緩和策導入の機運が高まる可能性がある。

反対に 5%の有意水準で、金融緩和イベントダミーに対して政井審議委員と鈴木審議委員の発言比率の回帰係数がマイナス（発言比率が高いと金融緩和が行われる可能性が低い）となることが分かった。

表 6: 「金融緩和イベント」のダミー変数を被説明変数とし、各委員の「主な意見」における発言比率（モデルによる推測）を説明変数とした 2 項ロジスティック回帰分析の結果

	係数	標準偏差	z値	P< z	#	Pseudo R ²	Log likelihood
黒田	5.8	5.1	1.1	0.25	34	0.05	-11.65
雨宮	-42.6	24.4	-1.8	0.08	34	0.20	-9.91
若田部	-10.7	18.6	-0.6	0.57	34	0.01	-12.14
原田	22.1	13.2	1.7	0.09	34	0.14	-10.62
布野	10.7	19.3	0.6	0.58	34	0.01	-12.16
櫻井	-14.4	15.3	-0.9	0.35	34	0.04	-11.83
政井	-113.8	56.4	-2.0	0.04	34	0.28	-8.88
鈴木	-37.1	18.4	-2.0	0.04	34	0.27	-8.97
片岡	15.8	10.8	1.5	0.14	34	0.09	-11.22
原田+片岡	25.7	12.8	2.0	0.05	34	0.26	-9.07

5. まとめと今後の課題

本稿の分析結果により、日銀の政策委員の発言を分類するモデルを作成し、金融政策の変更（金融緩和策の導入）の予測に用いることについて、一定の成果が得られることが分かった。

日銀の政策委員の発言を分類するモデルの作成については、①Random Forest, ②LSTM, ③Attention機構を用いた Bidirectional LSTM の 3 つのモデルの精度を検証し、それぞれのモデルの特徴を分析した。

これらの比較により、モデルの精度については Random Forest < LSTM < Bidirectional LSTM となることを示した。Bidirectional LSTM を用いたモデルが最も精度が高いという結果は先行研究である [6] と同じである。

最後に、委員の発言比率と金融緩和策との関係を調べるため、「金融緩和イベント」ありの決定会合を「1」とし、「政策変更なし」の決定会合を「0」としたダミー変数を作成し、それぞれの委員の発言比率を説明変数とした 2 項ロジスティック回帰分析を行った結果、委員によっては発言比率が金融政策の変更と一定の関係を有することが分かった。特に、金融緩和イベントに対して、金融緩和を主張することが多い「リフレ派」と呼ばれる原田委員と片岡委員の発言比率の関係性が最も深いことは、「リフレ派」の主張内容とも整合的である。データの蓄積を進め、一段の検証を行いたい。

参考文献

- [1] 和泉 潔, 後藤 卓, 松井 藤五郎: テキスト分析による金融取引の実評価, 第 24 回人工知能学会全国大会論文集, 3H1-OS12a-2, (2010)
- [2] 塩野 剛志: 文書の分散表現と深層学習を用いた日銀

政策変更の予想,第 16 回人工知能学会金融情報研究会資料 SI-FIN-016-11, (2016)

- [3] 水門 善之, 勇 大地: 日銀総裁会見の表情解析に基づく感情値の計測と金融政策変更との関係, 第 19 回人工知能学会金融情報研究会資料 SI-FIN-019-22, (2017)
- [4] 末廣 徹: AI・機械学習は「BOJ ウォッチ」できるのか〜 「主な意見」を分類してみた, みずほ証券金融市場調査部 Macro Information (2018 年 9 月 28 日), (2018)
- [5] Wei, J. W., and Zou, K.: Eda: Easy data augmentation techniques for boosting performance on text classification tasks, arXiv preprint , arXiv:1901.11196, (2019)
- [6] 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(2016)
- [7] Zhou, P., Shi, W., Tian, J., Qi, Z., Li, B., Hao, H., and Xu, B.: Attention-based bidirectional long short-term memory networks for relation classification, Proceedings of the 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, Volume 2: Short Papers, pp.207-212, (2016)