

トピック別極性値付与方法による FOMC 議事録の評価

Sentiment analysis in FOMC minutes using LDA topic model

伊藤 諒^{1*} 須田 真太郎^{2†} 和泉 潔¹
Ryo Ito¹ Shintaro Suda² Kiyoshi Izumi¹

¹ 東京大学大学院工学系研究科

¹ Graduate School of Engineering, The University of Tokyo

² 株式会社 三菱 UFJ トラスト投資工学研究所

² Mitsubishi UFJ Trust Investment Technology Institute Co.,Ltd.

Abstract: In today's low interest rate environment, a central bank places importance on the communication with the markets about future monetary policy and it has been recently observed that the market prices are affected by forward guidance published by a central bank. Therefore, it is important to reveal the impact of the forward guidance on expectations of market participants and asset prices. In this study, we classified FOMC meeting minutes into 8 topics using LDA, and calculated sentiment value for each topic considering subtrees of dependency structure. As a result, we revealed that the sentiments extracted by our method were largely related to macroeconomic indicators comparing with conventional methods.

1 はじめに

中央銀行が策定する金融政策は、市場参加者から大きな注目を集めている。特に昨今の低金利環境下において、先進各国の多くの中央銀行は、将来の金利動向・量的緩和に現時点でコミットをすることで、長期金利に影響を与える政策を行っている。そのための手段として、将来の金融政策に関する市場との対話（フォワードガイダンス）を中央銀行は重要視しており、マーケットがその動向によって大きく変動することが、近年頻繁に観察されている [1]。従って、中央銀行が将来の金融政策をどのように考えているのかや、また中央銀行によるフォワードガイダンスが、どのような経路で市場参加者の期待や資産価格に影響を及ぼしているのかを解明することは、金融・経済分野において非常に重要な研究テーマである。

金融・経済分野の分析の手段の一つとして、テキストマイニングによるアプローチが存在する。テキストマイニングとは、大量のテキスト情報から有用な情報を抽出するアプローチであり、近年テキストマイニングを金融分野の分析へ応用した研究が盛んに行なわれている。これらの研究の一つとして、テキスト情報と

市場変動の関係性を発見する研究が行われており、分析対象となるテキストは日銀月報、アナリストの発行するレポートなどの専門的なテキストから、ニュースや掲示板、Twitter など、非専門的なテキストまで多岐に渡る。また、テキストマイニングを用いた金融政策の分析も盛んに行なわれている [2][3]。これらの研究において分析の対象となるテキストは、Federal Reserve Board (FRB) が年 8 回開催する、米国の金融政策を策定する委員会である Federal Open Market Committee (FOMC) の議事録や、日本銀行などの中央銀行が公表する文書であり、これらの文書が公表された後の市場に対する影響や、中央銀行の政策変更の予測などの研究が行なわれている。

金融政策を策定する委員会では、雇用、インフレ、経済成長など様々な状況を加味した上で、金融政策を策定している。そのため、金融政策の予測や市場への影響を予測する上で、議事録のテキストから各々のトピックに対するトーンを正確に抽出することが課題となっている。

先行研究において、金融政策を策定する委員会の議事録から雇用や金融市場などのトピックを抽出し、トピックに対してトーンを表す極性値を付与した後、そのトピック別の極性値を用いて、金融政策の市場への影響を分析した研究 [2] が存在するが、その研究において極性付与の方法において、改善点が存在する。

そこで本研究では、係り受け関係を考慮したトピック別極性付与方法による、より精度の高いトピック別

*連絡先：東京大学大学院工学系研究科システム創成学専攻和泉研究室，〒 113-8654 東京都文京区本郷 7-3-1，E-mail: m2016rito@socsim.org

†留意事項：本稿の内容は筆者が所属する組織を代表するものではなく、すべて個人的な見解である。また、当然のことながら、本稿における誤りは全て筆者の責に帰するものである。

極性値抽出法の提案及びその評価を行う。

2 関連研究

中央銀行の金融政策の動向を予測した研究や、金融政策が市場に与える影響を分析した研究が多くなされている。

塩野は、Doc2Vec を用いて日銀の文書から文書の分散表現を獲得し、それらと時系列データを組み合わせて深層信念ネットワークに学習させることで、金融政策の変更を予測する分類器を作成し、過去 2 回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ていることを確認した [3]。

特に本研究と関連が深い研究は、D. Wu らの研究であり、D. Wu らは FOMC のテキストを用いて、LDA によりトピックを抽出し、抽出したトピックに対してポジティブ・ネガティブの極性値や文書の不確実性にまつわるスコアを算出し、それらの値とテキスト発表後の市場の変化に対する影響を分析している [2]。先行研究において、ポジティブ・ネガティブの極性を付与する際に用いられている辞書 (Word Lists) は、MacDonald らによって 10-K から作成されたファイナンス専用の辞書 [4] であり、テキスト中の単語に対して、この辞書とのマッチングによって、ポジティブワードとネガティブワードの比率の差から極性を付与している。

ここにおいて、より正確に議事録に対して極性値を付与する上で、極性の強さの程度を考慮することが必要があるが、先行研究において極性の強さの程度は考慮されていない。また、先行研究で用いている Word Lists において、increase や decrease などの一部の数量表現は、単語単位で見た際に、良い方向・悪い方向に値が増減するかが不明であるという理由から、極性が付与されていないが、FOMC の議事録においてこれらの数量表現は多く出現し、より正確な極性付与を行うためにはこれらの数量表現を考慮する必要がある。

ここで数量表現を考慮した際に、例えば「増加」がポジティブな単語と定義した場合、「失業率の増加」などのネガティブなセンテンスに対して誤った極性を付与してしまう。これは「増加」に対してどのような単語が掛かるかの係り受け関係を考慮していない為である。

そこで本研究では、これらの問題に対応するために、数量表現を含めた FOMC 専用の辞書を構築した上で、単語間の係り受け関係を用いた極性付与方法を提案する。

3 提案手法

本研究では、初めに FOMC の議事録をウェブクローラーによって収集し、テキストの前処理を行う。次に LDA により、テキストからトピックを抽出する。また、

テキストに対して係り受け関係を考慮した極性付与を行い、トピック別の極性値を算出する。そして、トピック別の極性値を用いて、マクロ変数に対する説明力を評価する。以下、各々のステップの詳細について述べる。

3.1 テキストの収集・前処理

まず、Board of Governors of the Federal Reserve System (FRB) のホームページ¹より、FOMC の議事録 Minutes の html をウェブクローラーによって収集する。次に収集した議事録の html から、html タグを除去する。

FOMC の Minutes は以下のセクションから構成される。

- Developments in Financial Markets and Open Market Operations
 - 市場介入等に関する言及
- Staff Review of the Economic Situation
 - エコノミストによる経済環境の振り返り
- Staff Review of the Financial Situation
 - エコノミストによる金融市場の振り返り
- Staff Economic Outlook
 - エコノミストによる将来予想
- Participants' Views on Current Conditions and the Economic Outlook
 - FOMC メンバーによる振り返り・見通し
- Committee Policy Action
 - 金融政策に関する決定事項、その決定理由

”Staff Review of the Economic Situation” と ”Staff Review of the Financial Situation” は経済環境、金融市場の振り返りを扱うレビューに相当するセクションである。一方、”Staff Economic Outlook”, ”Participants' Views on Current Conditions and the Economic Outlook”, ”Committee Policy Action” は主に将来の見通しについて書かれたフォワードガイダンスに相当するセクションである。このように各セクションでテキストの性質が異なるため、html タグを除去後のテキストから、レビューに相当する部分とフォワードガイダンスに相当する部分を別個に取得する。

なおこの際、フォワードガイダンスにおいて、金融政策に対する賛成者、否決者の人名を列挙しているパラグラフが存在するが、本研究の目的とは無関係な為、このパラグラフを削除する。

次に、テキストに対して形態素解析を行い、名詞・形容詞を抽出する。ここで、抽出された単語に対してステミングの処理を行う。また、出現頻度が相対的に過

¹<https://www.federalreserve.gov/>

度に少ない単語や過度に多い単語はテキストの特徴を表す単語ではなく、ノイズであると考えられる。そこで、単語出現頻度に下限と上限の閾値を設定し、下限閾値未満もしくは上限閾値を超える単語を除去する。また時間表現や単位表現などの単語を辞書とのマッチングにより除去する。

このようにして前処理されたテキストを元に、各議事録の各パラグラフを1つの文書と見なした以下の式で表される単語文書行列 M を、レビューとフォワードガイダンス別個に作成する。

$$M = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m1} & x_{m2} & \dots & x_{mn} \end{pmatrix}$$

行列 M の各成分 x_{ij} は単語 i の文書 j における単語の出現頻度を表している。

3.2 LDA によるトピック抽出

FOMC の議事録では、金融政策以外にも、雇用、消費、インフレなどの多くのトピックについての議論内容が書かれているが、ここで議事録からこれらのトピックを抽出する為に、作成したレビューの単語文書行列を入力として Latent Dirichlet Allocation (LDA) [5] によるトピック抽出を行う。

LDA では文書毎にトピックの割合 θ が潜在的に存在すると考え、この θ がディリクレ分布から生成されたと考える。次に N 個の単語から構成される文書 $w = (w_1, w_2, \dots, w_N)$ において、文書の各位置 $n \in (1, \dots, N)$ でトピック z_n を $p(z_n|\theta)$ に従って選び、 n 番目の単語 w_n をトピック z_n の単語分布 $p(w_n|z_n)$ から生成する。このようにして、ある文書 w が生起する確率は、以下の式で表され、これを全文書の積を最大化させるように学習する。

$$\int p(\theta) \prod_{n=1}^N \sum_{z_n} p(w_n|z_n)p(z_n|\theta)d\theta$$

LDA のパラメーターは、ディリクレ分布のパラメーター α と、トピック毎の単語の生起確率分布 β (図1参照) であるが、パラメーターの推定においては、MCMC 法や変分ベイズ EM アルゴリズムが用いられる。

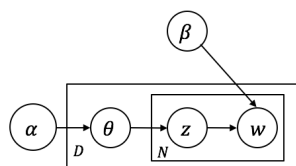


図 1: LDA のグラフィカルモデル

パラメーター推定後のモデルにより、各トピックにおける単語分布を求め、またレビューとフォワードガイダンスのセンテンスに対して別個にモデルを適用することで、センテンスのトピックの比率 $\theta_{t,s}$ を算出する。

そして、各ドキュメントのレビューとフォワードガイダンスが持つトピック比率を以下の式で求める。

$$\theta_t = \frac{1}{S} \sum_{s=1}^S \theta_{t,s}$$

3.3 係り受け関係を考慮した極性付与

LDA によって得られたトピックに対して極性を付与する。極性付与は以下のステップから構成される。

まず、テキストをセンテンス単位に分割する。次に係り受け解析によって、各センテンスの単語間の係り受け関係を抽出する。

そして、各センテンスに極性語が含まれるかを判定する。ある極性語 $w_i (i = 1, 2, \dots, W)$ の有するポジティブ・ネガティブの値を極性値 v_{p,w_i} と定義する。ある極性語の係り元で、nominal subject の関係にある単語を抽出し、その単語にかかる単語を再帰的に取得することで主部の集合を得る。これを主部集合と定義する。次にある極性語の係り元で、nominal subject の関係がない単語を抽出し、その単語にかかる単語を再帰的に取得することで主部でない集合を得る。これを非主部集合と定義する。

ここで、極性を反転させる語を極性反転語とし、その語の持つ係数を反転係数 v_{r,w_i} とする。また、程度を表す語を程度語とし、その語の持つ程度の強さを表す係数を程度係数 v_{d,w_i} とする。

そして、ある極性語 w_i の主部集合に極性反転語が含まれているかを判定し、含まれていれば -1 を、含まれていなければ 1 を反転係数 v_{r,w_i} として付与する。また、ある極性語 w_i の非主部集合に程度語が含まれているかを判定し、含まれていればその程度係数を、含まれていなければ 1 を程度係数 v_{d,w_i} として付与する。

そして各々の極性語に対して、極性語の有する極性値と反転係数と程度係数をそれぞれ乗算し、それらの値を足し合わせた後、センテンスの長さで割ることで、調節済み極性値 \tilde{p}_s を得る。

$$\tilde{p}_s = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^W v_{p,w_i} \times v_{r,w_i} \times v_{d,w_i}$$

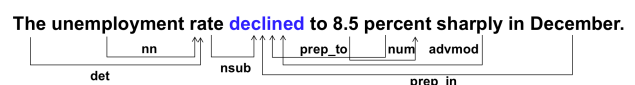


図 2: 係り受け解析の例

図2は、例としてあるセンテンスに対して係り受け解析をした際の、各単語の係り受け関係を示したものである。「失業率が急激に低下した」ため文章として強いポジティブであるが、センテンス中のポジティブワードとネガティブワードの比率を極性値とする方法では、このセンテンスの極性はネガティブとなる。

本研究の手法を用いると、極性語 declined を起点として、主部集合 {The, unemployment, rate} が、非主部集合 {percent, sharply, December, 8.5} が得られる。そして、主部集合から極性反転語として、{unemployment} が、非主部集合から程度語として、{sharply} が得られる。ここで、declined の極性値 -1 、unemployment の反転係数 -1 、sharply の程度係数 2 を掛け合わせることで、declined に対して強いポジティブな極性値 2 を得ることが出来る。そして、センテンスに含まれる単語数の 10 で割り 0.2 の調節済み極性値を得ることで、センテンスとして強いポジティブな極性を付与することが出来る。

このようにして各センテンスに対して付与された調節済み極性値を、各センテンスのトピック比率と掛け合わせることで、各センテンスのトピック別極性値を得る。さらに、センテンスのトピック別極性値をセンテンス間で平均化することで、ドキュメントのトピック別極性値 D_t を得る。

$$D_t = \frac{1}{S} \sum_{s=1}^S \theta_{t,s} \times \tilde{p}_s$$

最後に、これらのドキュメント毎のトピック別極性値をトピック別に各ドキュメント間で平均 0 、分散 1 となるよう標準化をし、ドキュメント毎のトピック別極性値を得る。

4 実験

4.1 データ

1993年2月から2016年6月までのFOMC議事録188本をウェブクローラーによって取得した。また、係り受け関係を考慮した極性付与の実験に用いた極性語辞書・程度語辞書・極性反転語辞書は、FOMCの議事録分析用に専門家により作成されたものを用いた。

4.2 トピック抽出

レビューから作成した単語文書行列をLDAの入力としてトピックを抽出し、パラメーター推定後のモデルをレビュー・フォワードガイダンスから作成した単語文書行列に適用してトピック比率を算出した。ここにおいて前実験により、解釈可能なトピックを得るという基準で、トピック数を8と定めた。

4.3 係り受け関係を考慮した極性付与

レビューとフォワードガイダンス毎に極性実験を行った。ここで、提案手法によって極性付与の精度が良くなるかを以下の条件に分けて検証を行った。

- Word Lists 辞書 + 係り受け解析なし
- FOMC 専用辞書 + 係り受け解析なし
- FOMC 専用辞書 + 係り受け解析あり

係り受け解析なしの場合のセンテンスに対する極性付与方法は、先行研究 [2] と同様に、あるセンテンス中に含まれるポジティブワードとネガティブワードの比率の差により算出をした。

トピック別極性値の評価として、レビューから得られた極性値のマクロ変数に対する説明力、またフォワードガイダンスから得られた極性値のエコノミスト予想に対する説明力を以って評価をした。この際、ある時点のトピック別極性値を、過去8回分の議事録のトピック別極性値の平均値として用いた。レビューにおける各々のトピックの極性値を評価するマクロ変数は以下の表1の対応となっている。

表1: 各トピックに対応する検証用マクロ統計

トピック	マクロ変数
インフレ	インフレ率
雇用	非農業部門雇用者数
貿易	経常収支
消費	個人消費支出 (PCE)
生産	鉱工業生産指数
経済成長	実質 GDP

フォワードガイダンスにおける各々のトピックの極性値を評価する変数としては、ロイター社が提供するエコノミストの各々のマクロ変数に対する予想値を用いた。評価にあたっては単回帰分析を行い、決定係数 R^2 による評価を行った。

5 結果と考察

5.1 トピック抽出

表2はレビューテキストをLDAの入力として得られた各トピックにおける、出現確率上位10単語を降順で表示したものである。上段一番左のトピックでは、credit, loan, issuanc, bank, mortagなどと金融市場について言及する際によく用いられる単語が並ぶ。また上段一番右のトピックでは、employ, unemploy, labor, nonfarm, payrol, jobなどと、雇用について言及する際によく用いられる単語が並ぶ。さらに、下段一番左の

トピックでは, export, import, good, trade, deficit などと, 貿易について言及する際によく用いられる単語が並ぶ. このようにして, 各トピックに出現確率の高い単語の特徴から, 得られた 8 つのトピックに対して, 先行研究 [2] に習い, それぞれ金融市場・金融政策・インフレ・雇用・貿易・消費・生産・経済成長とラベルを付与した.

表 2: 各トピックの出現確率上位 10 単語

金融市場	金融政策	インフレ	雇用
credit	yield	inflat	employ
loan	fund	home	unemploy
issuanc	treasuri	econom	labor
intermeet	intermeet	new	percent
commerci	feder	energi	nonfarm
financi	bank	index	average
bank	secur	measure	payrol
mortag	polici	loan	job
bond	dollar	sale	part
condit	financi	survey	worker
貿易	消費	生産	経済成長
export	real	product	econom
import	loan	real	growth
good	survey	manufactur	economi
trade	bond	spend	activ
u.s.	net	govern	foreign
deficit	sale	pace	product
product	bank	busi	inflat
deposit	household	output	export
gain	pce	vehicl	import
intern	vehicl	motor	good

図 3 と図 4 はそれぞれ, レビューとフォワードガイダンスにおける, 各ドキュメントのトピック比率の時系列推移をまとめたものである. 全体的に雇用, 貿易, 消費, 生産のトピックの比率がフォワードガイダンスよりもレビューの方が大きく, 金融政策, インフレの割合はレビューよりもフォワードガイダンスの方が大きいという特徴が見て取れる. これはレビューにおいて雇用, 貿易, 消費, 生産を中心に振り返り, フォワードガイダンスにおいてレビューの内容を元に金融政策を述べる事を反映した結果となっている.

レビューにおいて, 2008 年以降, 金融市場のトピックの割合が増加しているが, これはサブプライムローン問題やリーマンショックの影響を受けて, 中央銀行が金融市場により大きな注目を置くようになったためと考えられる. また, フォワードガイダンスにおいて, リーマンショック以降, 雇用トピックの比率が増加傾向にある点も特徴的な点である. さらに, フォワード

ガイダンスにおいて, 2001 年頃以降経済成長のトピック比率が継続して減少傾向にあるが, これは米国の IT バブル崩壊を受けてのことだと考えられる.

このように議事録からトピックを抽出すると共に, 各々のトピック比率の時系列変化を捉えることができ, これにより各時点で中央銀行が注目している話題が, どのように変遷しているかを, 客観的に評価する際の指標になると考える.



図 3: レビューにおけるトピック比率の時系列推移



図 4: フォワードガイダンスにおけるトピック比率の時系列推移

ここで, センテンスに対して具体的にどのようなトピックの比率が付与されたかを考察する. 表 3 は各センテンスにおけるトピック比率を示したものである. ここで S_1, S_2, S_3 はそれぞれ, センテンス 1, センテンス 2, センテンス 3 に対応し, $T_1, T_2, T_3, T_4, T_5, T_6, S_7, S_8$ はそれぞれ, 金融市場, 金融政策, インフレ, 雇用, 貿易, 消費, 生産, 経済成長に対応する.

センテンス 1 は, インフレについて述べているが, センテンスに対するトピック付与の結果, インフレトピックの比率が最も高くなっており, 正しい結果を得ることが出来ている.

【センテンス 1】

The staff continued to project that inflation would increase over the next several years, as energy prices and the prices of non-energy imports were expected to begin steadily rising this year.

センテンス 2 は、工業総生産について述べているが、センテンスに対するトピック付与の結果、生産トピックの比率が最も高くなっており、正しい結果を得ることが出来ている。

【センテンス 2】

Total industrial production (IP) rose in April, principally reflecting a rebound in the output of utilities following a couple of unseasonably warm winter months as well as a moderate increase in manufacturing production.

センテンス 3 は、消費について述べているが、センテンスに対するトピック付与の結果、インフレトピック比率が最も高くなる結果となり、期待する結果とは異なる結果となった。

【センテンス 3】

Starts for new single-family homes increased in April but were below the average pace in the first quarter, and building permit issuance remained essentially flat at the level that prevailed since late last year.

ここで、各単語の出現確率とトピック別の各単語出現確率から、ベイズの定理によって、単語別の各トピック出現確率を算出したところ、start, single-famii, home, permit などの単語において、とりわけインフレトピックの出現確率が高くなっていった。このことが原因で、センテンス 3 に対してインフレトピックが付与されたと考えられる。

以上見てきたように、課題はあるものの、センテンスに対するトピックの分類結果は、概ね期待する結果と合致していた。

表 3: 各センテンスにおけるトピック比率

	T_1	T_2	T_3	T_4	T_5	T_6	T_7	T_8
S_1	0.001	0.001	0.054	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001
S_2	0.000	0.000	0.012	0.000	0.000	0.000	0.096	0.000
S_3	0.000	0.000	0.056	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

5.2 係り受け関係を考慮した極性付与

極性付与の結果、3 種類の条件下でレビューとフォワードガイダンス別々にトピック別極性値を得た。表

4, 表 5 はその結果を示したものである。

結果として、各非説明変数に対する説明力の大きい順に、FOMC 専用辞書 + 係り受け解析あり > FOMC 専用辞書 + 係り受け解析なし > WordLists 辞書 + 係り受け解析なしという結果を得た。このことから、FOMC 専用辞書を用いることの効果と係り受け解析を用いることの優位性が明らかになった。

FOMC 専用辞書を用いた方が WordLists 辞書を用いるよりも良い場合が多い理由として、FOMC に特有の単語を扱うことが出来たためと考えられる。しかしながら想定したよりも説明力に差が見られなかった理由として、FOMC 専門辞書の単語のカバレッジが低いことが挙げられ、極性辞書の拡大が今後の課題として明らかになった。

また、係り受け解析を用いた方がより説明力の高い結果となった理由としては、極性の強さの程度や極性を反転させる語への対処が可能となり、より正確に文意を捉えることが可能となったためと考えられる。

説明力の比較的高いマクロ統計の種類は、GDP 成長率、鉱工業生産指数、非農業部門雇用者数であり、とりわけ非農業部門雇用者数ではレビューから抽出した極性値、フォワードガイダンスから抽出した極性値共に、高い説明力を有していた。

一方、PCE、インフレ率、経常収支の説明力は低い結果となった。PCE に関連する消費トピックのセンテンスやインフレ率に関するインフレトピックのセンテンスにおいては、remain や persist などの、状態が存続することを表す単語が用いられる傾向があり、今回作成した辞書において、remain や persist などの単語は極性語として扱われていないため、センテンスに対して 0 の極性が付与され、正しく極性が付与できなかった可能性が考えられる。また、経常収支において、export と import は相反する効果を持つが、経常収支をプラスにするという意味で import を極性反転語として扱っていなかったため、export と import が出現するセンテンスにおいて、極性が打ち消され、経常収支の説明力が低かったことが原因として考えられる。

図 5, 図 6 は雇用トピックの極性値の時系列推移をレビューとフォワードガイダンス別に、それぞれ非農業部門雇用者数の実測値と非農業部門雇用者数のエコノミスト予想値の時系列推移と比較したものである。レビューにおいて、2002 年と 2009 年前後に大きく極性がネガティブとなっているが、これはそれぞれ IT バブル崩壊とリーマンショックが発生したタイミングと同一であり、このことが影響した為と考えられる。またレビュー、フォワードガイダンスから抽出された雇用トピックの時系列極性推移は、共に非農業部門雇用者数の実測値、エコノミストの予想値と非常に相関が強く、極性付与の精度が良かったことが観察された。

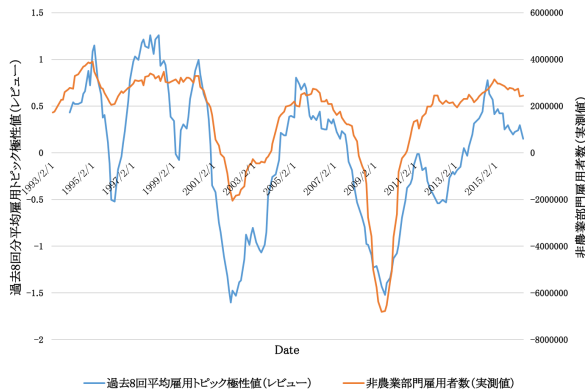


図 5: レビューにおける雇用トピック極性値の時系列推移

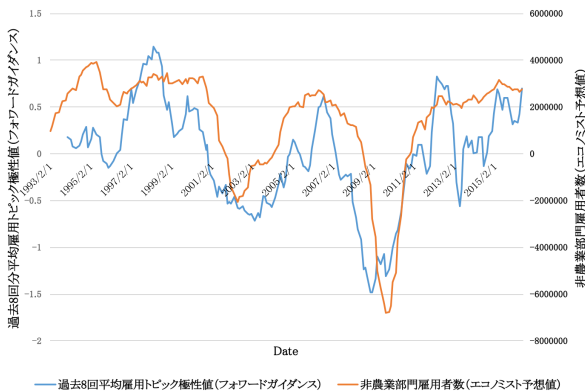


図 6: フォワードガイダンスにおける雇用トピック極性値の時系列推移

以下のセンテンス 4 は、FOMC テキストの一例であるが、雇用トピックに対してポジティブな極性が付与された。特に係り受け関係を考慮した極性値を算出することで、dropped の有するネガティブな極性を反転させることが出来ている。

【センテンス 4】雇用トピック極性値:0.0379
The unemployment rate dropped to 4.7 percent in May, partly reflecting an unusually large number of unemployed persons exiting the labor force.

以上考察したように、FOMC 専門の辞書を用い、係り受け解析によって極性を付与することで、FOMC 特有の単語を捉えることが出来、また極性の強さの程度や極性を反転させる語への対処が可能となり、概ねよりマクロ変数やエコノミストの予想値に対して説明力の高い極性値を得ることが可能となった。

6 まとめ

昨今の低金利環境下において、中央銀行は将来の金融政策に関する市場との対話を重要視しており、マーケットがその動向によって大きく変動することが近年頻繁に観察されている。従って、中央銀行のフォワードガイダンスが市場参加者の期待や資産価格にどのような影響を与えるかを解明することは、金融・経済分野において重要なテーマである。

本研究では、FOMC 議事録からトピック別の極性値を抽出する手法を改良する事を目的として、LDA によりトピックを抽出した後、係り受け関係を考慮した極性付与を行い、トピック別の極性値を算出した。

実験により、FOMC 専用の辞書を用いることや、係り受け解析による極性付与により、従来手法よりもマクロ変数の実測値やエコノミストの予想値に対する説明力が向上する事が示された。これは、FOMC 特有の語句を捉えることが出来たことや、係り受け解析を用いて極性を付与することで、極性の反転や極性に対する程度の強さを扱うことが出来たためと考えられる。

今後の展望として、トピック抽出方法や極性付与方法のさらなる改善や、極性辞書の拡張などの課題が考えられる。また、今回作成したトピック別の極性値を用いた、金融政策変更の予測や、議事録公開後の市場への影響の分析や、市場の金融政策動向の織り込みの度合いの定量化などが挙げられる。

参考文献

- [1] Femia, Katherine and Friedman, Steven and Sack, Brian P.: The Effects of Policy Guidance on Perceptions of the Fed's Reaction Function *FRB of New York Staff Report No.652* (2013)
- [2] Jegadeesh, N., and D. Wu: Deciphering Fed-speak: The Information Content of FOMC Meetings, *AFA 2016 San Francisco Meeting Paper* (2015)
- [3] 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, 人工知能学会研究会資料 SIG-FIN-016-11 (2016)
- [4] Andriy Bodnaruk, Tim Loughran and Bill McDonald.: Using 10-K Text to Gauge Financial Constraints, *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, vol. 50, issue 04, pages 623-646 (2015)
- [5] Blei, D. M., Ng, A. Y., Jordan, M. I. : Latent Dirichlet Allocation, *Journal of Machine Learning Research*, pages 993-1022 (2003)

7 付録

表 4: レビューから抽出したトピック別極性値のマクロ変数に対する説明力の検証結果

	マクロ統計	GDP 成長率	鉱工業 生産指数	PCE	非農業部門 雇用者数	インフレ率	経常収支
WordLists 辞書 係り受け解析なし	切片	2.7×10^0	2.0×10^0	4.6×10^0	1.4×10^6	2.2×10^0	-4.1×10^{11}
	t 値	25.53	8.40	38.83	11.77	26.23	-26.28
	係数	9.7×10^{-1}	4.8×10^0	2.3×10^0	2.3×10^6	2.9×10^{-1}	-1.1×10^{11}
	t 値	6.05	12.32	9.96	12.49	2.26	-3.47
	R^2	0.170	0.459	0.357	0.466	0.028	0.063
	自由度調整済 R^2	0.165	0.456	0.353	0.463	0.022	0.058
FOMC 専用辞書 係り受け解析なし	切片	2.7×10^0	2.0×10^0	4.6×10^0	1.5×10^6	2.2×10^0	-4.1×10^{11}
	t 値	25.81	8.38	31.60	14.46	27.48	-25.68
	係数	1.2×10^0	4.2×10^0	6.3×10^{-1}	2.9×10^6	6.6×10^{-1}	2.1×10^{10}
	t 値	6.38	11.72	2.44	17.61	4.75	0.64
	R^2	0.185	0.434	0.032	0.634	0.112	0.002
	自由度調整済 R^2	0.181	0.431	0.027	0.632	0.107	-0.003
FOMC 専用辞書 係り受け解析あり	切片	2.7×10^0	2.0×10^0	4.6×10^0	1.4×10^6	2.2×10^0	-4.1×10^{11}
	t 値	27.84	9.19	32.43	15.09	27.53	-25.86
	係数	1.5×10^0	4.6×10^0	9.5×10^{-1}	2.5×10^6	6.2×10^{-1}	-7.5×10^{10}
	t 値	8.72	14.29	3.93	18.91	4.88	-2.02
	R^2	0.298	0.533	0.079	0.666	0.117	0.022
	自由度調整済 R^2	0.294	0.530	0.074	0.665	0.112	0.017

表 5: フォワードガイダンスから抽出したトピック別極性値のエコノミスト予想値に対する説明力の検証結果

	マクロ統計	GDP 成長率	鉱工業 生産指数	PCE	非農業部門 雇用者数	インフレ率	経常収支
WordLists 辞書 係り受け解析なし	切片	2.7×10^0	1.9×10^0	4.6×10^0	1.4×10^6	2.2×10^0	-4.2×10^{11}
	t 値	27.84	7.24	44.62	9.00	25.49	-29.22
	係数	1.4×10^0	4.5×10^0	2.3×10^0	8.5×10^5	3.9×10^{-2}	-1.7×10^{11}
	t 値	9.18	9.43	13.79	3.67	0.30	-6.54
	R^2	0.320	0.332	0.515	0.070	0.000	0.193
	自由度調整済 R^2	0.316	0.328	0.512	0.065	-0.005	0.188
FOMC 専用辞書 係り受け解析なし	切片	2.7×10^0	1.9×10^0	4.6×10^0	1.4×10^6	2.2×10^0	-4.2×10^{11}
	t 値	29.62	9.77	38.06	11.94	26.51	-27.28
	係数	1.8×10^0	5.5×10^0	2.4×10^0	2.9×10^6	4.9×10^{-1}	9.8×10^{10}
	t 値	10.81	16.84	9.48	12.99	3.60	3.66
	R^2	0.395	0.613	0.334	0.485	0.068	0.070
	自由度調整済 R^2	0.392	0.611	0.330	0.482	0.062	0.064
FOMC 専用辞書 係り受け解析あり	切片	2.7×10^0	1.9×10^0	4.6×10^0	1.5×10^6	2.2×10^0	-4.2×10^{11}
	t 値	33.03	9.89	38.17	15.93	26.59	-27.77
	係数	2.1×10^0	5.9×10^0	2.0×10^0	3.3×10^6	5.4×10^{-1}	-1.6×10^{11}
	t 値	13.54	17.71	9.53	19.91	3.79	-4.74
	R^2	0.506	0.637	0.337	0.689	0.074	0.112
	自由度調整済 R^2	0.503	0.635	0.333	0.687	0.069	0.107