

人工知能を用いた金融政策予想と市場予測分布に基づく 為替の投資戦略

Monetary policy analysis and investment strategy using artificial intelligence and economists' forecast distribution

上田 翼^{1*} 東出 卓朗^{1,2}
Tsubasa Ueda¹ Takuo Higashide^{1,2}

¹ 三井住友アセットマネジメント株式会社

² 一橋大学大学院国際企業戦略研究科

Abstract: Central bank's monetary policy is one of the major interests for market participants. In this paper, we clarified Reserve Bank of Australia's monetary policy reaction function, predicted its policy change, and applied them to investment strategy. First of all, assuming perfect foresight by the central bank, we estimated an extended Taylor rule using bidirectional Recurrent Neural Network. Next, we combined it with distributed representation of Monetary Policy Committee minutes to develop a classifier of interest rate decision. Both the extended Taylor rule and the classifier showed improved performance. Finally, we formulated profitable Foreign Exchange strategy based on the classifier's prediction and market economists' forecasts.

1 はじめに

中央銀行の金融政策のあり方には、様々な議論が存在する。最も有名な政策ルールは、[2]Taylor(1993)が示したテイラー・ルールであり、需給ギャップとインフレギャップ（現実のインフレ率の目標に対する乖離幅）に対応して政策金利が調節されるというものである。

テイラー・ルールは、もともと現実の政策金利を単純な式でよく近似できることで知られていたが、金融危機以降は効果的に説明できない事例も増えてきた。こうした環境もあり、中銀の政策反応関数の捉え方も変化している。[1]Curdia, et al.(2010)は金融機関の貸出スプレッドをテイラー・ルールに加えた。また、先行きの経済見通しを考慮するのも一般的であり、FRBの[3]Yellen(2012)は最適管理（optimal control）を提唱した。いずれにせよ、市場参加者にとっては、中銀の政策反応関数を明らかにできれば金融政策の予想に役立つ。

勿論、中央銀行は常に一定のルールに従うわけではなく、その時々状況の踏まえたくて意思決定していると考えるのが自然だろう。そうした議論の痕跡は、金融政策決定会合（MPC）の議事録などに残されている可能性が高い。

これまで、深層学習手法で中央銀行の政策を予想する

試みはあった。[5]塩野(2016)は日銀の公表した文書と経済統計データから、政策変更の有無を予想した。しかし、直接的に政策金利を予想したケースは少ない。中銀の政策反応関数を特定することで、金利の変化幅、緩和・引き締め局面変化、経済シナリオを前提にした金利パス予想などに役立てられる可能性がある。また、RNNを用いた時系列予測の事例も数多く存在する。しかし、双方向RNNを用いた研究は自然言語解析や音声解析分野以外では稀である。

そこで本稿では、深層学習手法によりテイラー・ルールを拡張し、MPC議事録テキストの情報と組み合わせることで、政策変更を予想するシステムを提案する。まず、中央銀行の完全予見を仮定し双方向RNNを用いて拡張されたテイラー・ルールを推定する。次に、ルールの示唆と政策金利の乖離を導出し、MPC議事録の分散表現を加えることで、政策変更を予測する分類器を構築した。この分類器を豪州中銀（RBA）の金融政策に適用したところ、拡張されたテイラー・ルールは、単純なスプレッド調整型テイラー・ルールと比べて実際の政策金利をより正確に捉えた。また、構築した予測器は、議事録テキストのみを用いるケースより予測性能が高かった。

また上述の手法で得られる金融政策の予測情報に加えて、エコノミストの金融政策に対する見通しの情報も加味し、オーストラリアドルの対米ドルの為替（AUD/USD）を対象とする投資戦略を構築した。重要指標発表前の相

*三井住友アセットマネジメント株式会社
東京都港区愛宕2丁目5番1号
愛宕グリーンヒルズ MORI タワー 28 階
Email:tsubasa_ueda@smam-jp.com

場は膠着する傾向にあることと、発表後は相場が一定時間ボラタイルに動くことが経験的に知られていることから、発表 30 分前にポジション保有し、発表 30 分後にポジション手仕舞いするといった投資戦略の提案を行う。実証分析の結果、当該投資戦略のシャープレシオは 9 を上回る良好なパフォーマンスを獲得した。

2 分析手法

2.1 テイラー・ルール

Taylor は米国の FF 金利が⁵ (1) で近似できることを示した。

$$i_t = \pi_t^* + r_t^* + \alpha(\pi_t - \pi_t^*) + \beta(y_t - y_t^*). \quad (1)$$

すなわち、政策金利は ①均衡名目金利 ($\pi^* + r^*$)、②現実のインフレ率 (π) とインフレ目標 (π^*) の乖離、③現実の GDP (y) と潜在 GDP (y^*) の乖離に応じて調節される。[1]Curdia, et al.(2010) は、金融市場へのショックを考慮するため、テイラー・ルールに (2) のように貸出スプレッド項を加えた。

$$i_t = \pi_t^* + r_t^* + \alpha(\pi_t - \pi_t^*) + \beta(y_t - y_t^*) + \gamma\omega_t. \quad (2)$$

現実には、金融機関は調達金利（政策金利）にスプレッド (ω) を加えて貸出金利を決定する。それゆえ、金融ショック等で貸出スプレッドが変化した場合、適切な政策金利も上下すると考えられる。本稿では、同モデルをベースにテイラー・ルールの拡張を試みた。

2.2 双方向 RNN

RNN は内部に閉路を持つニューラルネットであり、時刻 t における中間層の出力が次の時刻 $t+1$ の中間層の入力となる。この構造により、系列データの中の“文脈”を捉えるのに適しているといわれる。系列データの全体がある場合、系列データを逆向き ($t = T, T-1, \dots, 1$) に RNN に入力することもできる。順向きの RNN と逆向きの RNN を統合したものを双方向 RNN と呼ぶ。

$$\hat{y}_t = o(\mathbf{W}^o[\vec{\mathbf{h}}_t^L; \overleftarrow{\mathbf{h}}_t^L]),$$

$$\vec{\mathbf{h}}_t^l = f^l(\overline{\mathbf{W}}^l[\vec{\mathbf{h}}_t^{l-1}; \overleftarrow{\mathbf{h}}_t^{l-1}; \vec{\mathbf{h}}_{t-1}^l]),$$

$$\overleftarrow{\mathbf{h}}_t^l = f^l(\overline{\mathbf{W}}^l[\overleftarrow{\mathbf{h}}_t^{l-1}; \overleftarrow{\mathbf{h}}_t^{l-1}; \overleftarrow{\mathbf{h}}_{t+1}^l]).$$

ただし、 $\{l|1 \leq l \leq L\}$ は隠れ変数ベクトル \mathbf{h} の階層を示し、 $\mathbf{h}_t^0 = \mathbf{x}_t$ とする。 \mathbf{W}^o は予測関数 o のパラメータ、 f はシグモイド関数などの非線形関数である。 $\vec{\mathbf{h}}$ 、 $\overline{\mathbf{W}}$ は前向き、 $\overleftarrow{\mathbf{h}}$ 、 $\overline{\mathbf{W}}$ は後ろ向きの隠れ変数ベクトルとパラメータを示す。金融政策は、過去から足元までの経済状況の変遷から判断するのが基本だが、将来の経済予測に基づいて判断するフォワードルッキングな要素も持つ。中

央銀行が将来の経済変数を完全予見すると仮定した場合、中間層が過去と未来の状態を記憶する双方向 RNN によりテイラー・ルールを近似できると考えた。

具体的には、経済時系列データを双方向 RNN に入力し、その出力と貸出スプレッドを回帰層に入力、出力結果に名目均衡金利を加算して政策金利を導出する「双方向テイラー・ルール・モデル」を考えた。

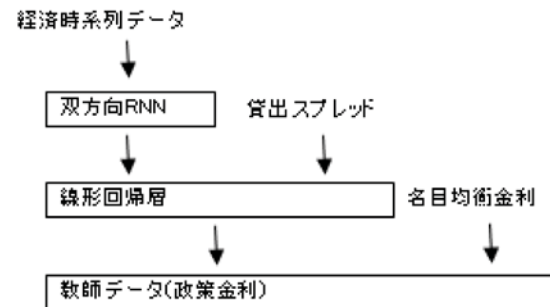


図 1: 双方向テイラー・ルール・モデルの概略

2.3 Doc2Vec による文章分散表現

現実的には、中銀は常に一定のルールに従うわけではない。テイラー・ルールが考慮しない情報を踏まえて、意思決定していると考えるのが自然である。ルールが示唆する政策金利水準から逸脱することを、いわゆるタカ派・ハト派スタンスと解釈することもできよう。そのようなニュアンスは MPC 議事録に表れている可能性がある。そこで、[5] 塩野 (2016) の手法にならい、Doc2Vec を用いて各議事録の分散表現を獲得し、先の双方向テイラー・ルールが示唆する水準と実際の政策金利を考慮して、政策変更を予想する分類器を構築した。

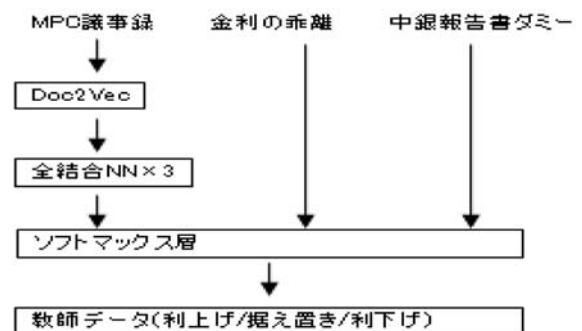


図 2: 政策変更予測器の概略

3 実証分析

3.1 双方向テイラー・ルール

双方向テイラー・ルールのモデルに使用するデータは次の通りである。

双方向 RNN に入力する経済時系列データは、①CPI 前年比、②基調（コア）CPI 前年比、③失業率ギャップとした。失業率ギャップは、OECD の均衡失業率推計を HP フィルターで平滑化してから実際の失業率との差を取った。回帰層に入力する貸出スプレッドは、RBA が公表する住宅ローン変動金利と現実の政策金利の差をとった。最後に加算する名目均衡金利は、潜在成長率＋インフレ目標とした。潜在成長率は OECD の潜在 GDP 推計を HP フィルターで平滑化して導出し、インフレ目標は RBA のターゲット・レンジ中央の 2.5 % とした。

教師データはその月に開かれた MPC で決定された政策金利とし、対応する入力 MPC 開催時点で公表され入手可能なデータ（過去 6 カ月分）とした。

以上のデータセットを 2000 年 2 月～2014 年 12 月を訓練期間、2015 年 2 月～2016 年 12 月テスト期間として分割して利用した。RNN には正則化を行った。さらに結果を一般的なテイラー・ルールと比較した。

テスト期間における平均二乗誤差は、双方向テイラー・ルールが 0.111、単純なスプレッド調整型テイラー・ルールが 0.151 となり、拡張したモデルの優位性が確認された。

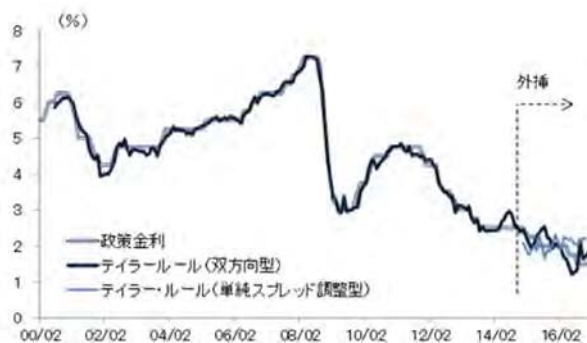


図 3: テイラー・ルールの性能比較

3.2 政策変更予測器

双方向テイラー・ルールが実際の政策予測に有効かどうか予測器を構築して検証した。

入力データは、①前回の MPC 議事録テキスト（概ね MPC の 2 週間後に公開）、②その月の中銀報告書ダミー、③MPC 前の政策金利と双方向テイラー・ルールの乖離を用いた。教師データは、MPC の政策金利決定を利上げ、据え置き、利下げの 3 通りに分類したものとした。

以上のデータセットを 2006 年 10 月～2014 年 12 月を訓練期間、2015 年 2 月～2016 年 12 月をテスト期間として分割して利用した。これをモデル 1 とし、議事録のみから作成した予測器（モデル 2）と比較した。

テスト期間における正解率は、モデル 1 が 0.909、モデル 2 が 0.818 となり、双方向テイラー・ルールを加えることで予測性能が改善することが示された。そもそも、モデル 2 では各時点で利上げ／利下げがほぼ当確率で予測されており、政策変更は察知できるが政策金利の上下を判別できていない。

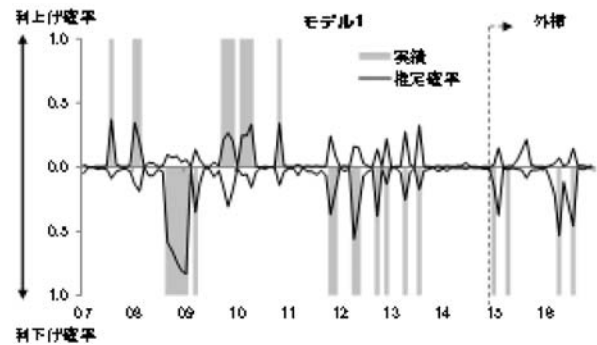


図 4: 政策変更予測器の性能比較 1

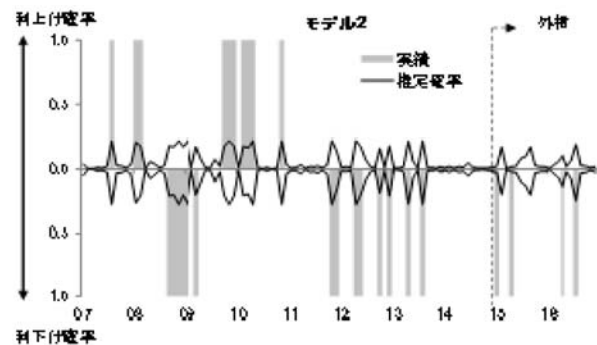


図 5: 政策変更予測器の性能比較 2

3.3 投資戦略

ここでは、投資戦略の応用について述べる。本稿でのシミュレーションはすべて統計ソフト R 上で行った。まず、”政策変更予測器”を投資戦略に応用する方法について説明する。モデルから算出される利上げ、据え置き、利下げ各々の確率から最も大きい確率のシナリオが起こると判断する。例えば、{利上げ, 据え置き, 利下げ} = {0.2, 0.6, 0.2} であれば据え置きと想定する。ポジション保有のタイミングは金融政策発表 30 分前、ポジション手仕舞いのタイミングは金融政策発表 30 分後としてシミュレーションを行った。価格データは Bloomberg より各売買方向の気配値を使用した。ポジション保有量

は、利上げあるいは据え置きであった場合ロング1単位保有、利下げであった場合はショート1単位保有とする。据え置きの場合でもロングポジションを保有する背景には、AUD/USDはキャリー等の妙味から選好して買われる傾向にあるためである。

次に Bloomberg から提供されている主要エコノミストによる見通しをポジション保有量に加味する。具体的には Bloomberg 独自の算出方法に基づき、予測正答率に裏付けされた上位エコノミストランキングの見通し情報を利用する。また上位エコノミスト4人の情報に限定する。この情報を次のようにポジションに反映させる。まず、毎回主要エコノミストが政策金利の見通しの回答をしているとは限らない。背景には様々な理由はあるが、この場合エコノミストは自信をもって予測することが困難な状況であると判断する。この場合、エコノミストの予測情報は投資戦略に利用しないものとする。一方で、主要エコノミストが全員回答している場合は有益な情報として利用する。次にこれらエコノミストの予測最頻値を取る。利上げ、据え置き、利下げの多数決によりポジションを決める。“政策変更予測器”から得られる情報と同様に、多数決の結果が、利上げあるいは据え置きであった場合ロング1単位保有、利下げであった場合はショート1単位保有するものとする。もし予測が据え置き2人、利下げ2人のように見方が分かれた場合には、予測力が過去最も高かったエコノミストの意見を採用するものとした。加えて、もし“政策変更予測器”と“エコノミスト情報(多数決)”の結果が異なっている場合は、ポジション保有しないものとする。

“政策変更予測器”から得られる情報のみを用いた投資戦略では、2015年2月～2016年12月までの間でシャープレシオは4を上回る結果となった。また“エコノミスト情報”もポジションに反映させた結果、シャープレシオは9を上回る良好な結果となった。また売買コストは保守的に見積もり1回の取引あたり5pipsとした。

表 1: シミュレーション結果

統計量	政策変更予測器	政策変更予測器 エコノミスト情報
最小値	-2.05 %	-0.42 %
第一四分位	-0.20 %	-0.10 %
中央値	0.19 %	0.10 %
平均	0.14 %	0.21 %
第三四分位	0.44 %	0.41 %
最大値	1.75 %	1.75 %
合計	3.03 %	4.65 %
SharpRatio	4.46	9.54

4 結論と今後の課題

本稿では、時系列データから中銀の従う政策反応関数を導出し、議事録テキストと合わせて政策変更予測に用い、さらに投資戦略に応用することを試みた。RBAの金融政策に適用したところ、一定の予測性能と収益性を得ることに成功した。また投資戦略においてシャープレシオも9を上回る良好な結果を得た。今後は、その他諸外国においても同様の手法で解析を行い、国ごとに議事録の持つ情報とエコノミストの見通し情報がどの程度有益なのかを見ていく。もっとも、多くの先進國中銀の多くはゼロ金利制約に直面し非伝統的な金融政策に移行したため、本稿で用いたテイラー・ルールがどの程度他国に適用できるかは未知数である。また今回エコノミストの見通し情報は、主モデルを捕捉する形で基本的な統計量を用い保守的に利用したが、今後はエコノミストの行動パターンを検知したうえで情報の精緻化を行うことも課題の1つである。

参考文献

- [1] Curdia, Vasco, and Michael Woodford.(2010). "Credit spreads and monetary policy". *Journal of Money, Credit and Banking* 42.s1: 3-35.
- [2] Taylor, John B.(1993). "Discretion versus policy rules in practice". *Carnegie-Rochester conference series on public policy*, Vol. 39, North-Holland.
- [3] Yellen, Janet L.(2012). "Revolution and Evolution in Central Bank Communications". *speech delivered at the Haas School of Business, University of California at Berkeley*.
- [4] 開発壮平, 黒住卓司, 寺西勇生.(2010). "今次金融危機の経験を踏まえた金融政策ルールの拡張について". *日銀レビュー* 2010-J-6.
- [5] 塩野 剛志.(2016). "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*.
- [6] 坪井 祐太.(2015). "自然言語処理におけるディープラーニングの発展". *オペレーションズ・リサーチ*, Vol.60, No.4, pp. 205-211.