

# 国債市場情報を用いた 機械学習に基づく経済予測モデルの構築

## Economic Forecasting Model Based on Machine Learning Using Government Bond Market Data

水門 善之<sup>1,2\*</sup>

和泉 潔<sup>1</sup> 坂地 泰紀<sup>1</sup>

Yoshiyuki Suimon<sup>1,2</sup>

Kiyoshi Izumi<sup>1</sup> Hiroki Sakaji<sup>1</sup>

<sup>1</sup> 東京大学大学院工学系研究科システム創成学専攻

<sup>1</sup> Department of Systems Innovations, School of Engineering  
The University of Tokyo

<sup>2</sup> 野村証券株式会社金融経済研究所経済調査部

<sup>2</sup> Economic Research Department, Financial and Economic Research Center  
Nomura Securities Co., Ltd.,

**Abstract:** 国債のイールドカーブ情報には中央銀行の金融政策の方針が反映されるほか、市場参加者の物価や景気の見通しが織り込まれている。また金利水準自体は各種経済主体にとっての借り入れコストとなることから、先行きの経済活動に影響を与える。これらを踏まえ、本研究では、企業や家計などの経済主体による景気に先行的な経済活動をとらえた各種経済統計に加えて、国債イールドカーブの情報を特徴量として用いた、ニューラルネットワークベースの機械学習手法に基づく短期経済予測モデルを構築した。その結果、深層学習手法の一種であり再帰的なネットワーク構造を持つ RNN（リカレントニューラルネットワーク）ベースのモデルにおいて、相対的に高い予測精度を確認した。更に、経済統計のみをモデルの特徴量として用いた場合に比べて、イールドカーブの情報も学習に用いた場合に、先行きの経済予測の精度が改善する傾向を確認した。このことは、経済予測において、イールドカーブに織り込まれる情報の有用性を示す結果と考える。

## 1. はじめに

景気とは、企業や家計などの主要な経済主体の活動の状況であり、各主体の活動は、様々なメカニズムによって、相互に影響を与えていく。本研究では、先行的な動きをする経済主体の動向を捉えた統計情報（内閣府景気動向指数の先行指数の基礎統計 11 系列）を特徴量として用いたニューラルネットワークに基づく短期経済予測モデル[水門 2019]をベースとしつつ、国債市場情報を追加的な特徴量として用いた、短期経済予測モデルを構築する。

国債のイールドカーブ情報には、中央銀行の金融政策の方針が反映されるほか、市場参加者のマクロ

経済見通しや、投資判断に関する様々な情報も反映されている。そのため、国債市場の情報には、中央銀行や、投資家等の市場参加者が有しているものの、一般の分析者は有していない情報が間接的に織り込まれている。また金利水準自体は各種経済主体にとっての借り入れコストとなることから、先行きの経済活動に影響を与える。これらを踏まえ、本研究では、企業や家計などの経済主体による景気に先行的な経済活動をとらえた各種経済統計に加えて、一般の分析者は直接観測できないが、国債市場に間接的に織り込まれている情報を、経済予測モデルの特徴量として活用することで、先行研究モデル[水門 2019]からの予測精度の改善を試みる。

---

\* Email: d2018ysuimon@socsim.org

## 2. 観測可能・観測不可能な情報

はじめに、情報と予測について考えたい。そもそも、将来の経済変動を予測する上で十分な情報を分析者が得ることは、必ずしも容易ではない。これは、経済や金融市場の予測を行う上で、共通して存在する問題である。例えば、分析者が入手可能な情報としては、企業等の公表情報や、各種報道情報、経済統計、また物理的に観測した様々なオルタナティブデータ等の情報[水門 2021]が挙げられる。特に、公的な各種マクロ経済統計は、足元までの経済環境を計測し、数値化したものであり、その網羅性と正確性の高さから、様々な経済分析や将来予測等を行う上で有用であろう。しかし、将来の経済変動に影響を与える全ての情報をこれらが網羅しているわけではない。例えば、先行きの経済に大きく影響を与える政策（金融政策や、経済・財政政策等）は、政府や中央銀行が意思決定を主導するものであり、将来決定されるそれらの政策判断を、公な情報のみから事前に把握することは必ずしも容易ではない。また、金融市場の観点では、様々な投資家の行動は、彼らの投資計画や保有ポジション等によるところが大きく、これらについても、一般の分析者が公な情報から把握することは難しい（図1）。

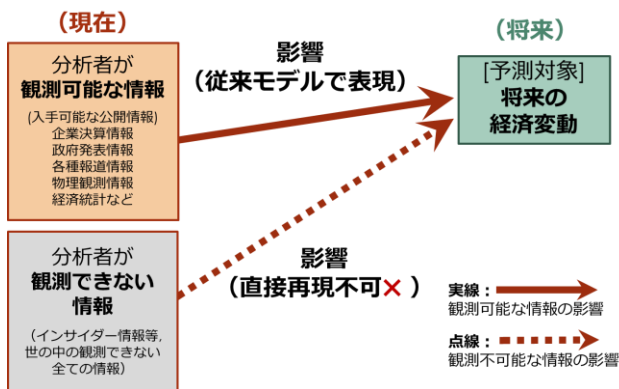


図1: 分析者が観測可能な情報と観測不可能な情報

本研究では、これらの情報の非対称性に注目すると同時に、一般の分析者は直接観測できない情報を、間接的に観測可能な情報を通じて抽出し、先行きの経済予測モデル構築の際の特徴量として活用する。

例えば、一般の分析者は観測できないが、金融市場の参加者が観測可能な情報としては、彼らの投資スタンスや現状の保有ポジション、更には今後の投資計画等が挙げられる。また、一般の分析者は観測できないが、中央銀行や政府が保有している情報としては、今後の経済・財政・金融政策についてのスタンスや、彼らが行った各種企業へのヒアリング情

報、グローバルな意思決定者等とのコミュニケーションを通じて得られた秘匿性の高い情報等が挙げられる。

一般の分析者が、これらの情報を入手することはできないが、本研究では、これらの観測不可能な情報が金融市場に織り込まれる点に着目する。例えば、市場参加者の投資スタンスや投資ポジション等の情報は、市場での取引を行う際の判断材料として使用されることから、それらの情報は間接的に金融市場の価格に織り込まれていると言えよう。また、金融政策を決定する中央銀行が有している様々な情報についても、それらを踏まえた金融政策のアナウンスメントや、日々の市場操作を通じて、金融市場に反映されていくことになる。具体的には、日本の場合、日本銀行の金融政策決定会合において、金融政策の運営方針が決定される。そして、それに基づいて日本銀行は、日々、金融市場で国債等の売買（オペレーション・公開市場操作）を行う。中央銀行は自身の有する情報を踏まえて、将来の望ましいと考える経済環境実現に向けた金融政策運営を行っていることから、国債の市場価格及びイールドカーブの形状には、中央銀行が有する情報が織り込まれていると言えよう。そのため、これらの情報は、先行きの経済予測を行う上で有用であると考えられる。加えて、金利水準自体は、家計部門や企業部門の投資活動に影響を与えることから、マクロ経済的なメカニズムを通じて、金利水準自体が経済に波及する経路も存在することも特筆すべき点であろう（図2）。

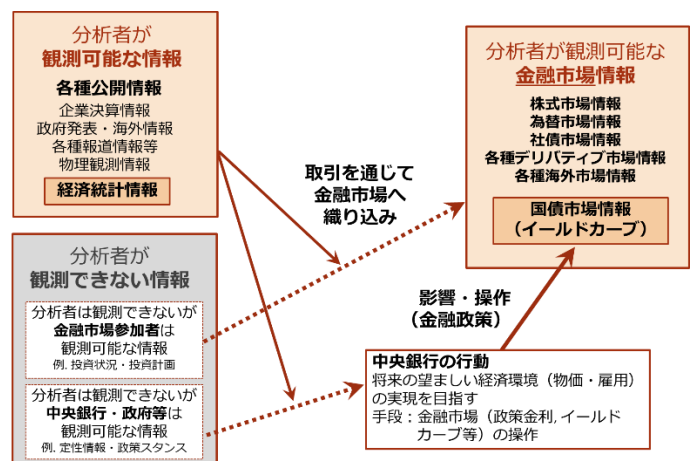


図2: 金融市場に織り込まれる分析者が直接観測不可能な情報

金融政策に基づいて誘導された市場金利は、様々な経路を通じて、将来の経済に影響を与えることになる。例えば、金利水準が低下すれば、人々の資金調達コストの低下にもつながり、人々の投資行動を

促す効果が期待される。一方で、金利水準だけでなく、イールドカーブ（年限別の金利水準）の形状も重要な意味を持つ。

通常、イールドカーブは右肩上がりの形状（順イールド）をしているが、長期金利の水準が短期金利を上回り、イールドカーブが右肩下がり（逆イールド）になることも生じ得る。そのように、例えば、短期金利が長期金利よりも高い場合、投資主体は借入コストが割高になったと感じることで、投資を抑制させたり、家計部門も借入れコストの上昇を通じて、消費を抑制させる可能性があるだろう。実際、米国国債市場では過去 50 年間の間、1 回の例外を除いて景気後退の前には逆イールドが発生していた。そのため、金融市場では、逆イールドは、景気後退のシグナルとしても意識されている。イールドカーブと景気に関する先行研究については本稿 4 章に掲載したので参照されたい。

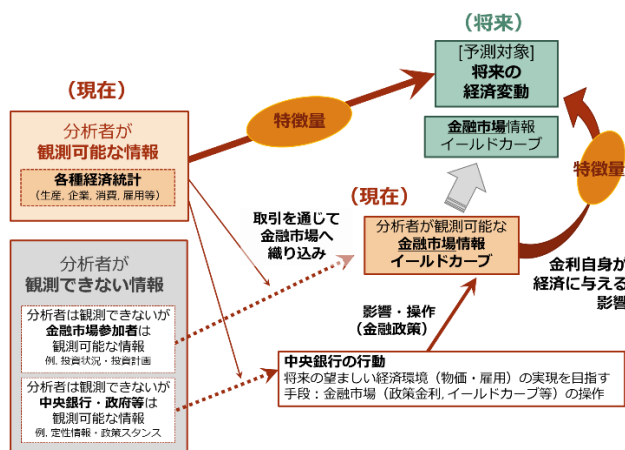


図 3: 観測可能な経済情報と金融市場情報を経済予測モデルの特徴量として使用

これらを踏まえ、本研究では、一般の分析者が直接観測できない情報がイールドカーブに織り込まれている点、かつイールドカーブ自身が将来の経済変動に影響を与える可能性のある点を踏まえ、経済予測モデル構築の際に、観測可能なマクロ経済情報に加えて、イールドカーブの情報を特徴量として使用する。なお、日本国債の市場金利の日次変動予測において、海外市場情報の特徴量としての有効性を示した関連研究[Suimon 2020]の結果を踏まえると、日本国債のイールドカーブには、海外市場及び海外のマクロ経済情報も、即座に織り込まれていると言える。そのため、本研究では月次ベースのデータを用いて、半年先までの日本経済の予測を行うが、その際、日本国債のイールドカーブ情報を用いることは、海外市場の情報やグローバルなマクロ経済情報等も、間接的に活用していると解釈できよう。

### 3. 国債市場情報を用いたマクロ経済予測モデルの構築

#### 3.1 マクロ経済予測モデルの構築

本研究では、内閣府が公表する景気動向指数のコンポジット・インデックス (CI) を用いた分析を行う。CI とは、指数を構成する各基礎統計の前月からの変化を合成した指数であり、景気変動の大きさやテンポが把握できる。景気動向指数は、それぞれ、景気に対し先行して動く先行指数、ほぼ一致して動く一致指数、遅れて動く遅行指数の 3 つの指数がある。一致指数は景気の現状把握に利用することができ、先行指数は、一致指数に数カ月程度先行する傾向があることから、景気の予測を目的として利用される。遅行指数は、一致指数に数カ月から半年程度遅行する傾向があることから、事後的な景気の確認に用いられる。図 4 に、CI ベースの、先行指数、一致指数、遅行指数を掲載した。各指標の先行遅行関係が確認できよう。

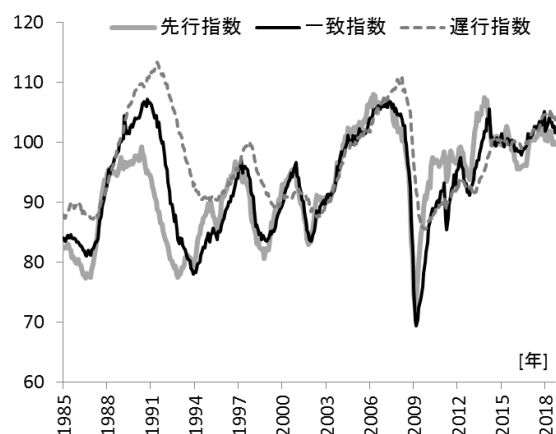


図 4: 内閣府景気動向指数

これらの指数は、基礎統計となる複数の系列の合成値であり、各採用系列の、前月と当月の平均値を分母とした際の当月にかけての変化率(対称変化率)を求め(負の値を取りうる採用系列や比率である採用系列は、対称変化率の代わりに前月差を用いる。以下で表記する対称変化率は、前月差の場合も含む)、各系列の対称変化率を合成したものが、CI の変化率のベースとなる。指数の作成方法の詳細は[内閣府]を参照されたい。

本研究では、国債市場情報(イールドカーブ情報)を特徴量として用いた景気動向指数の一致指数の予測モデルの構築を行う。始めに、モデルの特徴量と

してマクロ経済変数のみを使用した予測を行う。ここでは先行研究[水門 2019]のモデルと同様の経済変数を用いて、ニューラルネットワークベースの予測モデルを構築する。

具体的には、内閣府景気動向指数の先行指数の基礎統計 11 系列（最終需要財在庫率指数，鉱工業用生産財在庫率指数，新規求人数 [除学卒]，実質機械受注 [製造業]，新設住宅着工床面積，消費者態度指数，日経商品指数，マネーストック，東証株価指数，投資環境指数 [製造業]，中小企業売上げ見通し DI）の過去 12 カ月分の各月の対称変化率をインプットの変数として使用する。また，アウトプットの変数としては，景気動向指数の一致指数の先行き 6 カ月分の各月の変化（0～1 カ月後変化，1-2 カ月後変化，・・・，5-6 カ月後変化）とする。また，比較対象として，先行指数の一列のみの過去 12 カ月分の各月の変化をインプットに用いた場合も実装する。予測モデルは，ニューラルネットワークベースのものとし，MLP (Multi-layer Perceptron)，RNN (Recurrent Neural Network)，LSTM (Long Short-Term Memory)，GRU (Gated Recurrent Unit) を用いる。

図 5 では，予測モデルのインプットとアウトプットの変数の関係について，MLP ベースのネットワーク図を用いて示した。本研究では，2002 年から 2019 年までの期間を対象とした連続する 18 カ月分（インプットデータ 12 カ月分とラベルデータ 6 カ月分）を一まとまりとしたデータの集合の中から，ランダムに選んだ 8 割をモデルの学習データとして用い，残りの 2 割をテストデータとして予測精度の検証を行う。更に，同様の試行を 10 回行い，10 種類のテストデータを用いて，モデルの精度検証を行う。

図 6 に各モデルに基づいて，先行き 6 カ月分の景気動向指数の一致指数の月次変化を予測した際の精度（モデルごとの 10 種類のテストデータの平均予測精度）を掲載した。各モデルの活性化関数はハイパボリックタンジェント，リカレント活性化関数はシグモイドする。ネットワーク構造は，MLP1（基礎統計 11 系列使用：132-50-50-6，先行指数 1 系列使用：12-6-6），MLP2（基礎統計 11 系列使用 132-50-50-50-6，先行指数 1 系列使用 12-6-6-6）とし，RNN，LSTM，GRU の隠れ層のノード数（ブロック数）は図中に掲載した。モデルによって予測精度にばらつきが見られるが，インプット情報の時間変化の情報を活用できる再帰構造を持つニューラルネットワークのモデルが，MLP に比べて総じて予測精度が高い結果となった。また，先行指数のみをインプットに用いた場合に比べて，先行指数の基礎統計 11 系列をインプットに用いたほうが，予測精度が向上する傾向が RNN において顕著に見られた。予測対象期間については，

先行き 3-5 カ月先の予測精度が高くなる傾向が見られた。

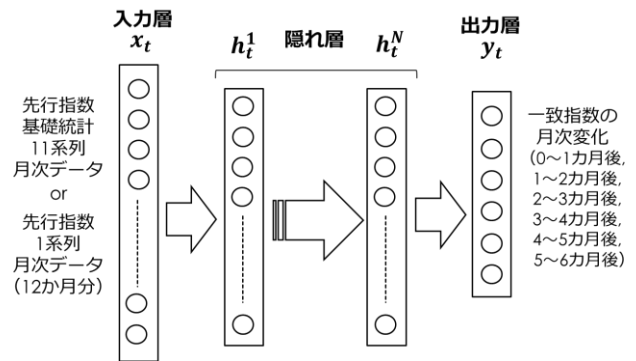


図 5: MLP のネットワーク図

### 3.2 国債市場情報を用いた経済予測モデル

次に，国債イールドカーブの情報を追加的な特徴量として使用する経済予測モデルを構築する。ここでは，前述した景気動向指数の先行指数の基礎統計 11 系列に加えて，以下に示す各年限の国債利回りの過去 12 カ月分の月次変化のデータを使用する。

#### 入力層：インプット情報

- ・ 景気動向指数の先行指数基礎統計 11 系列

（月次の対称変化率・過去 12 カ月分）：

最終需要財在庫率指数，鉱工業用生産財在庫率指数，新規求人数・除学卒，実質機械受注・製造業，新設住宅着工床面積，消費者態度指数，日経商品指数，マネーストック，東証株価指数，投資環境指数・製造業，中小企業売上げ見通し DI

- ・ 日本国債利回り変化

（月次の水準変化・過去 12 カ月分）：

2 年国債利回り，5 年国債利回り，10 年国債利回り，20 年国債利回り

#### 出力層：アウトプット情報

- ・ 景気動向指数の一致指数

（一致指数の月次変化・先行き 6 カ月分）

また，3.1 章で示した通り，景気動向指数の先行指数の基礎統計 11 系列をインプット情報とした予測モデルにおいて，過去の時系列変化の情報を未来の予測に活用する再帰構造を持つニューラルネットワークモデルの有用性が確認された点を踏まえて，以下では RNN ベースのモデル (RNN, Bidirectional RNN) を実装する。

これらの各種ニューラルネットワークベースの予測モデルに基づいて，景気動向指数の一致指数の先行きの 6 カ月間の月次変化の予測精度の検証を行う。前章同様に，2002 年から 2019 年までの期間を対象

とした連続する18カ月分（インプットデータ12カ月分とラベルデータ6カ月分）を一セットとしたデータの集合の中から、ランダムに選んだ8割をモデルの学習データとして用い、残りの2割をテストデータとして予測精度の検証を行う。更に、同様の試行を10回行い、10種類のテストデータを用いて、精度検証を行う。

図7に構築した各モデルに基づいて、先行き6カ月分の景気動向指数の一致指数の月次変化を予測した際の精度（モデルごとの10種類のテストデータの平均予測精度）を掲載した。これによると、前述の図6の結果と同じく、インプット情報の時間変化の情報が活用できる再帰構造を持つニューラルネットワークのモデルが、MLPに比べて総じて予測精度が

高い結果となった。更に、これら再帰構造を持つニューラルネットワークベースの経済予測モデルに、金利情報（イールドカーブ情報）を特徴量として組み込んだ場合に、先行き景気の予測精度が改善することを確認した。このことは、国債イールドカーブに織り込まれた情報の、経済予測における有用性を示唆する結果と言えよう。特に、4-5カ月後程度先の予測精度の改善度合いが大きくなっていった点を踏まえると、金利変化の実体経済への波及には、ある程度の時間が必要であると共に、国債イールドカーブに織り込まれている情報の追加的な活用は、半年弱程度までの期間の経済予測精度の改善に有用であると考えられる。

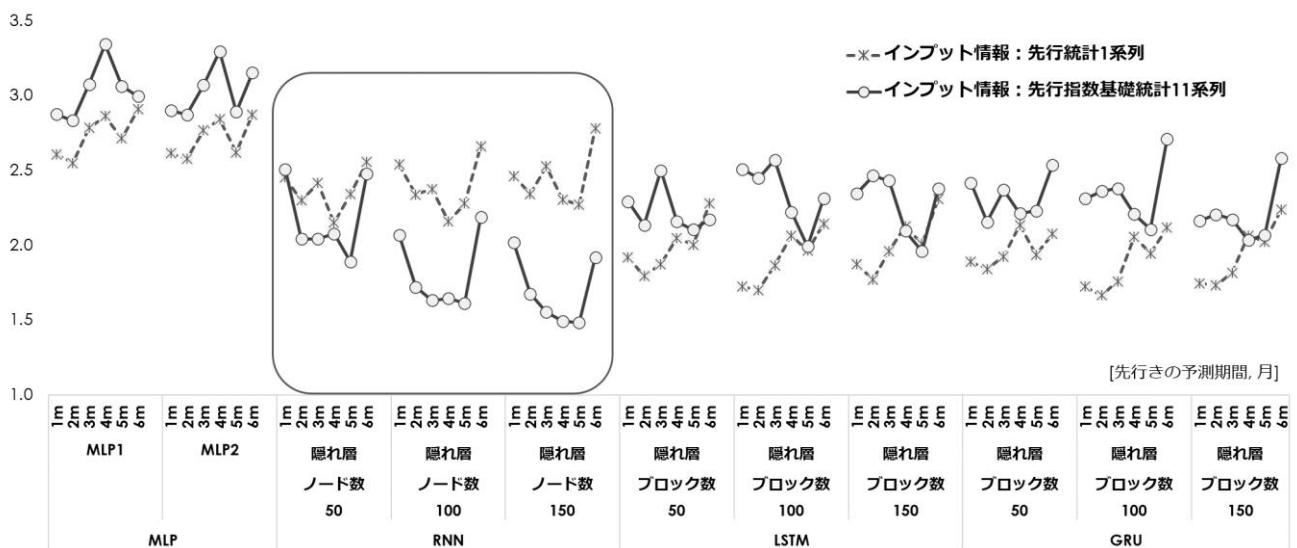


図6: 景気動向指数の月次変化予測精度（平均二乗誤差）

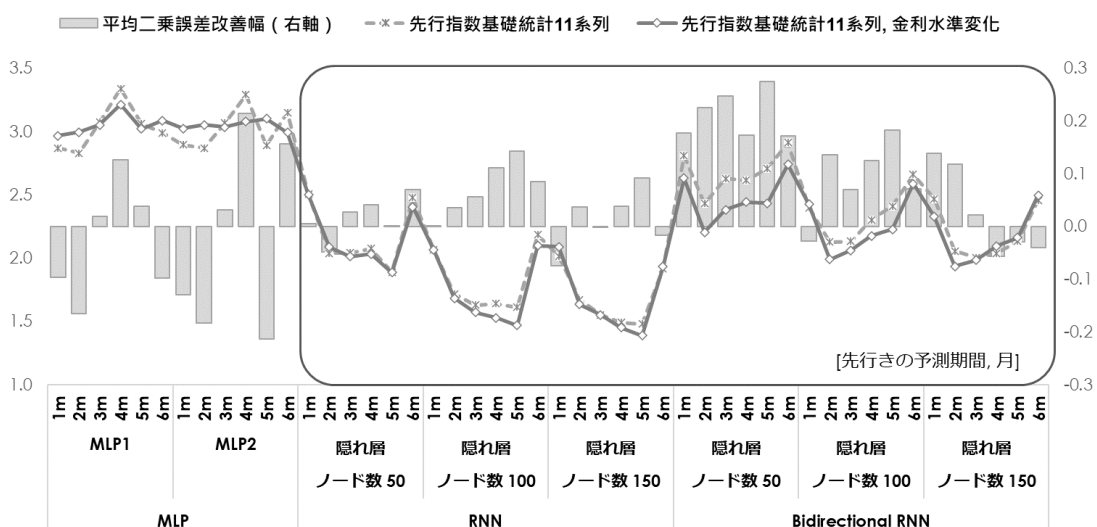


図7: 景気動向指数の月次変化予測精度（平均二乗誤差・イールドカーブ情報使用）



## 4. 関連研究

イールドカーブの情報と経済の関係については、これまで様々な研究が行われてきた。イールドカーブの長短スプレッドがインフレ率の予測に有効であることを示した[Mishkin 1990]や、スプレッドの情報が将来の経済成長率に対して予測力を持つことを示した[Estrella 1991]、更に、特に不況予測に関しては、イールドスプレッドが高い予測力を持つことを示した[Estrella 1996]等が挙げられる。日本における研究としては、イールドカーブとマクロ経済変数の関係を示した[藤井 2007]や、イールドカーブの傾きや曲率が、将来の経済予測に関して有用な情報を含むことを示した[高岡 2013]等が挙げられる。

## 5. まとめ

景気とは、企業や家計などの主要な経済主体の活動の状況であり、各主体の活動は、様々なメカニズムによって、相互に影響を与えていく。本研究では、先行的な動きをする経済主体の動向を捉えた統計情報に加えて、国債市場情報（イールドカーブ情報）を追加的な特徴量として用いた、ニューラルネットワークベースの短期経済予測モデルを構築した。イールドカーブには、国債市場の参加者が保有する投資計画や投資状況、また様々な情報が織り込まれていることから、分析者が知り得ない情報が織り込まれていると考えられる。また、金融政策を決定する中央銀行が保有している様々な情報についても、それらに基づく金融政策のアナウンスメントや、日々の市場操作を通じて、金融市場に織り込まれていると言えよう。特に、中央銀行は自身の保有する情報に基づき、将来の望ましいと考える経済環境の実現に向けた金融政策運営を行っていることから、国債の市場価格及びイールドカーブの形状には、将来の経済環境を主体的に左右し得る中央銀行が描く、フォワードルッキングな情報が反映されていると見られる。また、金利水準自体は、家計部門や企業部門の投資活動に影響を与えることから、マクロ経済的なメカニズムを通じて、金利水準自体が経済に波及する経路も存在する。これらを踏まえて、イールドカーブの情報を経済予測モデルの特徴量として追加的に活用した。結果、RNN (Recurrent Neural Network) や Bidirectional RNN において、国債市場情報を予測モデルの特徴量として用いない場合に比べて、予測精度の改善を確認した。このことは、国債イールドカーブに織り込まれた情報の、経済予測における有用性を示唆する結果と考える。特に、4-5 カ月後程度先の予測精度の改善度合いが大きくなっていた点を踏まえると、金利変化の実体経済への波及には、あ

る程度の時間が必要であると共に、国債イールドカーブに織り込まれている情報の追加的な活用は、半年弱程度までの期間の経済予測精度の改善に有用であると考えられる。

## 参考文献

- [Estrella 1991] Estrella, A. and Hardouvelis, G.A.: The Term Structure as a Predictor of Real Economic Activity, *Journal of Finance*, Vol.46, No.2, pp.555-576 (1991)
- [Estrella 1996] Estrella, A. and Mishkin, F. S.: The Yield Curve as a Predictor of U.S. Recessions, *Federal Reserve Bank of New York Current Issues in Economics and Finance*, Vol.2, No.7 (1996)
- [Mishkin 1990] Mishkin, F. S.: The Information in the Longer Maturity Term Structure about Future Inflation, *Quarterly Journal of Economics*, Vol.105, No.3, pp.815-828 (1990)
- Charles R Nelson and Andrew F Siegel, "Parsimonious Modeling of Yield Curves," *The Journal of Business*, Vol.60, No.4, pp.473-489, 1987
- [Suimon 2020] Suimon, Y., Sakaji, H., Izumi, K., Shimada, T., and Matsushima, H.: Japanese interest rate forecast considering the linkage of global markets using machine learning methods, *International Journal of Smart Computing and Artificial Intelligence*, Vol.4, No.1 (2020)
- [水門 2019] 水門善之, 坂地泰紀, 和泉潔, 島田尚, 松島裕康, 内閣府景気動向指数の先行系列に基づく機械学習を用いた短期経済予測, *人工知能学会第 34 回社会における AI 研究会*, 34 巻 4 号, pp.1-6, 2019
- [水門 2021] 水門善之 オルタナティブデータを用いた経済活動の把握, *人工知能学会誌*, Vol.36, No.3, pp.279-285, 2021
- [高岡 2013] 高岡慎, 藤井真理子: イールドカーブと景気予測, *財務省財務総合政策研究所, フィナンシャル・レビュー*, Vol.114 (2013)
- [内閣府] 内閣府, 景気動向指数  
[https://www.esri.cao.go.jp/jp/stat/di/menu\\_di.html](https://www.esri.cao.go.jp/jp/stat/di/menu_di.html)
- [藤井 2007] 藤井真理子, 高岡慎: 金利の期間構造とマクロ経済-Nelson-Siegel モデルを用いた実証分析, *Financial Services Agency research review* 2007, pp.219-248 (2007)

## 補遺

本稿は、著者の博士論文 (2021 年東京大学大学院工学系研究科)「各種金融経済データを用いた機械学習に基づく経済予測モデルの構築」の一部内容を含む。