

自己符号化器を用いた 国債イールドカーブのファクターモデルの構築

Autoencoder-Based Three-Factor Model for Yield Curve of Japanese Government Bond

水門善之^{1,2*} 坂地泰紀¹

和泉潔¹ 島田尚¹ 松島裕康¹

Yoshiyuki Suimon^{1,2} Hiroki Sakaji¹

Kiyoshi Izumi¹ Takashi Shimada¹ Hiroyasu Matsushima¹

¹ 東京大学大学院工学系研究科システム創成学専攻

¹ Department of Systems Innovations, School of Engineering
The University of Tokyo

² 野村証券株式会社金融経済研究所経済調査部

² Economic Research Department, Financial and Economic Research Center
Nomura Securities Co., Ltd.,

Abstract: 本研究では、機械学習手法の一種である自己符号化器（オートエンコーダ）を用いて、日本国債のイールドカーブの3ファクターモデルの構築を行った。更に、構築した自己符号化器を形成するニューラルネットワークのモデルパラメータに着目することで、自動生成した3つのファクターが、それぞれ、イールドカーブの水準・曲率・傾きを表現していることを示した。加えて、本研究では、構築した自己符号化器を、国債の割高・割安の判別器として使用することで、国債のロングショート戦略を構築した場合、トレンドフォロー型の投資戦略に比べて、良好なパフォーマンスが得られることを確認した。

1. はじめに

金利とは、人々の経済活動の活況度合いを映し出す代表的な指標である。また、国内におけるマクロ経済環境や様々な政策要因のみならず、海外市場における金利変動要因が、様々な金利裁定取引を介して国内の金利市場に伝達されるメカニズムも存在している。国債の年限別の金利をつなぎ合わせたイールドカーブは、これら様々な要因を反映しながら日々変動する。本研究では、機械学習手法の一種である自己符号化器（オートエンコーダ）を用いて、日本国債のイールドカーブを表現する3ファクターモデルの構築を行う。更に、構築した自己符号化器を形成するニューラルネットワークのモデルパラメータに着目することで、自動生成した3つのファクターが、それぞれイールドカーブの水準・曲率・傾きを表現していることを確認する。加えて、構築し

た自己符号化器を、国債の割高・割安の判別器として使用する投資戦略についても検証を行う。

2. イールドカーブの期間構造モデル

2.1 金利の変動

金利（国債の利回り）は、マクロ経済環境を表す代表的な指標である。一般に、経済活動が活発な時は、様々な資金需要の高まりを背景に、銀行貸出や社債、国債等の金利に上昇圧力がかかる。また、国債や社債等の金利は発行体である国や企業のクレジットリスクの影響を受ける。他にも、海外市場における金利変動要因も、様々な金融裁定取引を通じて国内市場に影響を与える。このように、多様な市場環境の変化を織り込みながら、国債の市場価格は形成され、そこから計算される金利（国債の利回り）も日々変化していく。

* Email: d2018ysuimon@socsim.org

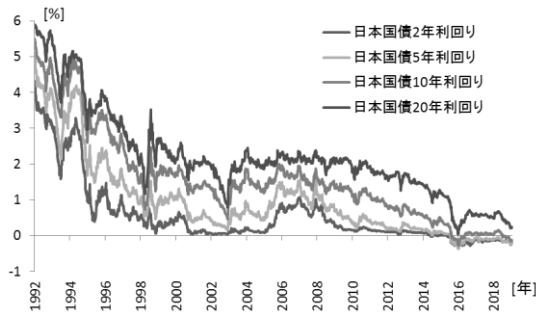


図 1: 日本国債利回りの推移

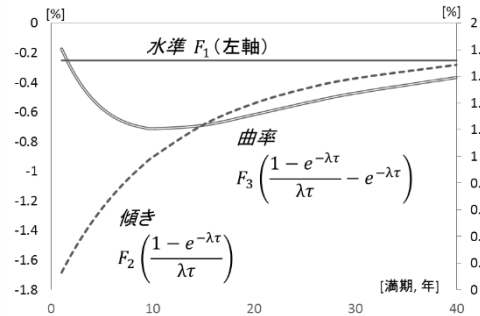


図 3: Nelson-Siegel モデルの各ファクターの係数

2.2 国債イールドカーブの期間構造モデル

図 1 に示した通り、金利には様々な年限のものが存在する。現在、日本では短期の割引国債に加え、満期が 2 年、5 年、10 年、20 年、30 年、40 年の利付国債などが発行されており、幅広い年限の市場金利が存在している。このような異なる年限の金利をつなぎ合わせた曲線はイールドカーブと呼ばれる(図 2)。

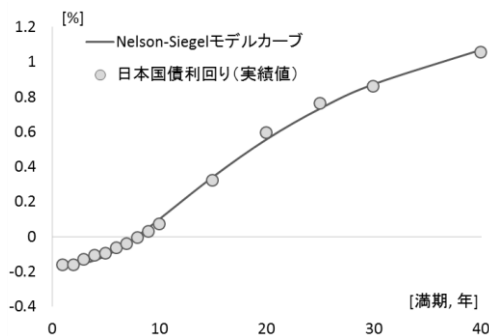


図 2: Nelson-Siegel モデルに基づくイールドカーブ

イールドカーブの形状は、金利の期間構造モデルを用いて表すことができる。例えば、Nelson-Siegel モデル[1]を用いると、以下のような関数形を用いてイールドカーブの期間構造が表現できる。ここでは y は金利、 τ は年限、 λ は定数とする。

$$y(\tau) = F_1 + F_2 \left(\frac{1 - e^{-\lambda\tau}}{\lambda\tau} \right) + F_3 \left(\frac{1 - e^{-\lambda\tau}}{\lambda\tau} - e^{-\lambda\tau} \right) \quad (1)$$

モデルの関数は、イールドカーブの水準、傾き、曲率を表す 3 つのファクター F の項から成り立っており、それぞれのファクターの年限別の係数は図 3 のようになる。ただし、Nelson-Siegel モデルは、イールドカーブの形状を簡便な関数によって近似的に表現するというモデルであることから、利便性が高い反面、関数型の制約を受けやすいといった側面もある。

一方で、金利データに対して直接主成分分析を行うことで、主要なファクターを抽出する方法も知られている。1992 年以降の 2、5、7、10、15、20 年の日本国債利回りの週次水準データを対象に、主成分分析を行うと、第 3 ファクターまでの累積寄与度は約 99% となり、概ねイールドカーブの形状が表現できることが分かる。更に、図 4 に各ファクターの固有ベクトルの形状を掲載した。これによると、第 1、第 2、第 3 ファクターが、それぞれ、イールドカーブの水準、傾き、曲率を意味することが分かる。

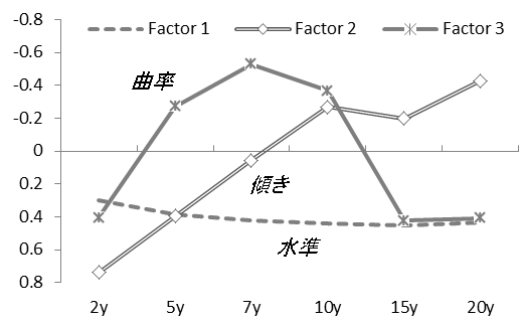


図 4: 主成分分析に基づく固有ベクトル

また、金利の期間構造モデルの構築に機械学習手法を用いたものとしては、水準・傾き・曲率の情報を軸に、ニューラルネットワークを用いてイールドカーブの変動をモデル化した研究[2]が挙げられる。更に、これを拡張させる形で、日米イールドカーブの金利情報を直接ニューラルネットワークモデルに組み込んだ研究[3][4]や、金利平価説を踏まえて日米金利に加えてドル円レートも同一のニューラルネットワークに組み込んだ研究[5]も挙げられる。

3. 自己符号化器を用いたモデル構築

3.1 自己符号化器

自己符号化器 (オートエンコーダ, Autoencoder) とは、機械学習手法の一種であり、ニューラルネットワークを使用した次元圧縮のためのアルゴリズム

として知られる[6]. 線形の次元圧縮としては主成分分析が挙げられるが, 自己符号化器とはニューラルネットワークの入力層と出力層に, 同じデータを教師データとして学習させる手法であり, 本研究では3層のニューラルネットワークモデルを構築する.

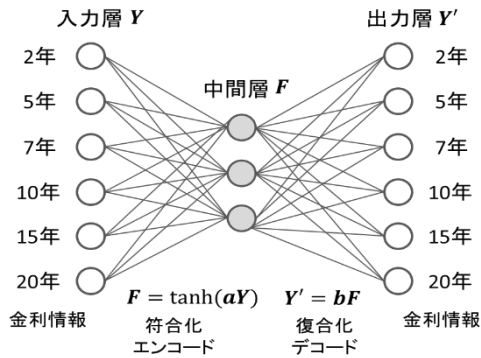


図 5: 自己符号化器

本研究では, 図 5 に示すように 2,5,7,10,15,20 年の金利情報を用いた学習を行う. 学習には 1992 年 7 月から 2019 年 7 月までの週次データを用いる. 更に, 出力層へのパスを線形関数とし, その係数に着目することで, 自己符号化器における中間層の各ノードの解釈を行う.

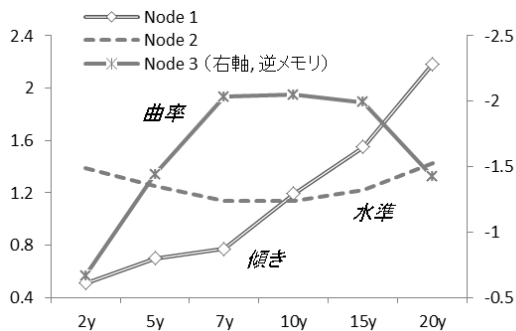


図 6: 中間層から出力する線形関数の係数

図 6 には, 中間層からの出力を表す線形関数について, 出力層のノード別 (各年限別) の係数を示した. これによると, 中間層の各ノードが, イールドカーブにおける水準, 傾き, 曲率を意味していると解釈できよう. これらを踏まえ, 各ノードの変化を, 実際の金利の水準, 金利差 (スプレッド) と比較したものが図 7 である. 例えば, 水準を表すと解釈されるノード 2 を, イールドカーブの起点に近い 2 年金利と比べると両者の概ねの連動が見られる. また, 傾きを表すと解釈できるノード 1 と, 2-20 年の金利スプレッド (=20 年利回り-2 年利回り) を比較すると, 両者は概ね近い動きをしていることが分かる. 更に, 図 6 によるとノード 3 は長期金利を中心とし

たイールドカーブの曲率を表すと解釈できるが, 実際, 2-10-20 年のバタフライスプレッド (=2×10 年利回り-10 年利回り-20 年利回り) と比較すると, 両者が概ね近い動きをしていることが確認できる.

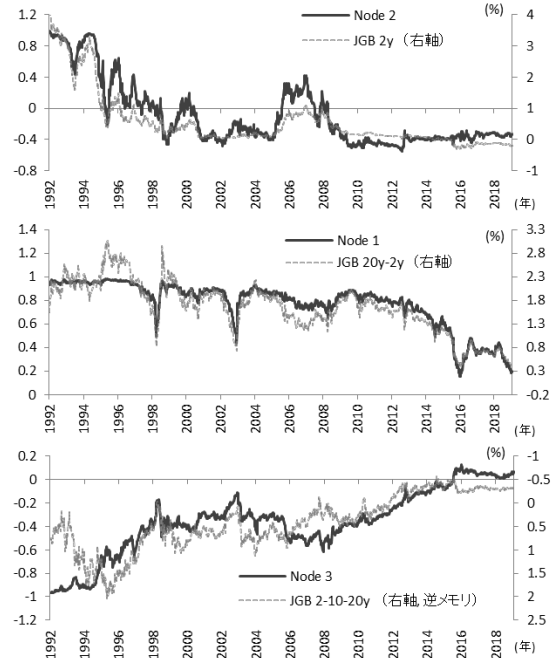


図 7: 中間層のノードと金利水準及び金利差

3.2 金利予測シミュレーション

本節では, 学習済みの自己符号化器が出力する金利が, イールドカーブ上の他年限の金利との過去の相対関係に基づいて算出される点を踏まえ, 学習した自己符号化器を, 国債の割高・割安の判別器として用いる国債のロングショート戦略を構築する.

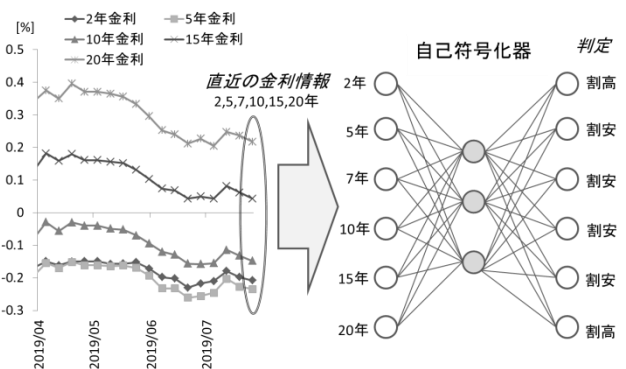


図 8: 自己符号化器を用いた割高・割安の判定

具体的には, 各時点における各年限の金利情報を, 学習済みの自己符号化器に入力し, そこから出力される金利を基準金利として, 実際の金利が基準金利よりも高い場合は, 割安と判断して当該年限の国債

をロング（買い）し、実際の金利が基準金利よりも低い場合は割高と判断しショート（売り）する。いずれのポジションも保有期間は1カ月及び3カ月とする。本シミュレーションの結果は図9に示した。ここでは、各ロングショート戦略の1カ月間の平均キャピタルゲインを掲載している。単位はbp（=0.01%）であり、例えばロングの場合は、投資期間中の金利低下幅、ショートの場合は金利上昇幅をキャピタルゲインとする。本分析では、金利予測精度の検証のため、キャリー及びロールダウン、またショートの際のレポコストの影響は考慮しない。自己符号化器の学習には、モデル更新時点のデータを除く後方5年間のサンプルデータを使用し、モデルは1年ごとに更新を行う。自己符号化器の学習期間を、後方10年間とした場合の結果も図10に掲載した。これらの検証には1992年7月から2019年7月までの週次の金利データを用いた。

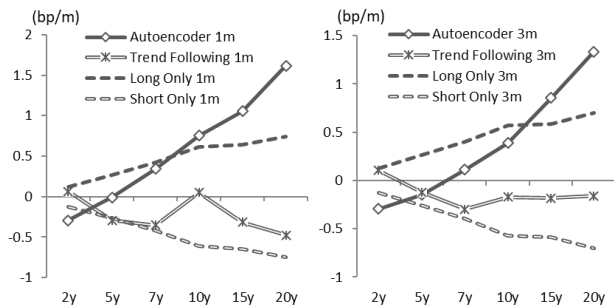


図9: 1カ月間の平均キャピタルゲイン
(モデル学習期間5年, 保有期間1カ月・3カ月)

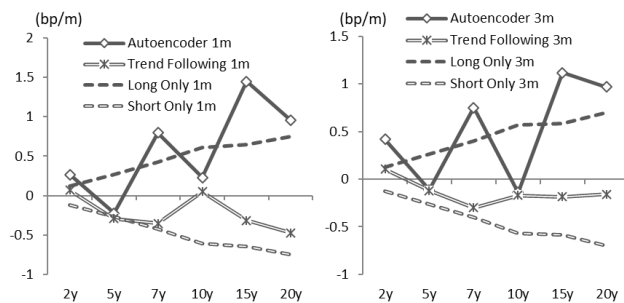


図10: 1カ月間の平均キャピタルゲイン
(モデル学習期間10年, 保有期間1カ月・3カ月)

比較対象として、トレンドフォロー型の投資戦略(各投資時点で前週から金利が低下していればロング, 上昇していればはショート), 及び常にロング(ショート)を続けた戦略の結果も併せて掲載した。これによると、本提案モデルはトレンドフォロー型の投資戦略に比べて、幅広い年限で良好なパフォーマンスが得られることが確認できる。本モデルは、学習済みの自己符号化器が、他年限金利との相対関係を基に、基準金利を算出することから、仮に対象年限

の金利が他年限対比で歪んでいた場合、その歪みの修正に向けたポジションが自動構築できる点が特長である。

4. 結論

本研究では、自己符号化器（オートエンコーダ）を用いて、日本国債のイールドカーブの3ファクターモデルの構築を行った。更に、ニューラルネットワークのモデルパラメータに着目することで、中間層の3つのファクターが、それぞれ、イールドカーブの水準・曲率・傾きを表現していることを示した。加えて、本研究では構築した自己符号化器を、国債の割高・割安の判別器として使用することで、国債のロングショート戦略を構築した場合、トレンドフォロー型の投資戦略に比べて、良好なパフォーマンスが得られることを確認した。

参考文献

- [1] Charles R Nelson and Andrew F Siegel, "Parsimonious Modeling of Yield Curves," The Journal of Business, Vol.60, No.4, pp.473-489, 1987
- [2] 水門善之, "機械学習を用いた国債イールドカーブの変動モデルの構築と長期金利予測," 人工知能学会第21回金融情報学研究会, No.21, pp.46-49, 2018
- [3] 水門善之, 坂地泰紀, 和泉潔, 島田尚, 松島裕康, "日米イールドカーブの連動性を用いた機械学習に基づく日本国債の長期金利予測," 人工知能学会第22回金融情報学研究会, pp.81-87, 2019
- [4] Y. Suimon, H. Sakaji, K. Izumi, T. Shimada, H. Matsushima, "Japanese long-term interest rate forecast considering the connection between the Japanese and US yield curve," IEEE Conference on Computational Intelligence for Financial Engineering and Economics, 2019
- [5] Y. Suimon, H. Sakaji, K. Izumi, T. Shimada, H. Matsushima, "Extraction of relationship between Japanese and US interest rates using machine learning methods," International Conference on Smart Computing and Artificial Intelligence, 2019
- [6] G. E. Hinton and R. R. Salakhutdinov, "Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks," Science, Vol.313, No.5786, pp.504-507, 2006

留意事項

本稿は、著者の個人見解を表すものであり、野村證券株式会社の公式見解を表すものではありません。