

日次イールドデータを用いた Nelson-Siegel モデルの推計

関根 篤史*

要 約

2000 年以降、日本における国債の利回りが非常に低い値で推移している。本研究の目的は、日本の日次のゼロクーポン債の利回りを使い、Nelson-Siegel モデルを用いてイールドカーブを推計することである。この推計では、減衰ファクターの変動に注目し、水準、傾き、曲率の推計値がどのように推移しているかについて調査する。本研究では、Nelson-Siegel モデルを用いて、減衰ファクターを固定して推計する線形推計法と、減衰ファクターを每期推計する非線形推計法の二通りで推計を行った。分析の結果、後者において大きく推計精度が上がるのが分かった。特に 2010 年代のような低金利環境下においては、その結果が顕著であった。また日次イールドデータを用いた分析から、日銀による QQE の導入の決定日から徐々に減衰ファクターが下落したことで、マイナス金利政策の導入の決定直後に水準が大きく低下したことが分かった。さらにイールドカーブコントロール導入以降、減衰ファクターの変動が小さくなった。

キーワード：ゼロクーポン債、イールドカーブ、Nelson-Siegel モデル、非線形推定
JEL Classification：E43, E44, E47

I. はじめに

1990 年以降、日本の国債の利回りは大きく低下した。2000 年以降、短期国債の利回りはマイナスの値となり、10 年超の長期国債の利回りについては、1 % 以下となっている。日銀は、2013 年 4 月に量的・質的金融緩和（QQE, Quantitative and Qualitative Monetary Easing）、2016 年 1 月と 9 月にマイナス金利政策とイールドカーブコントロールの導入をそれぞれ決定した。このような日本の低金利環境に対し、Koeda and Sekine（2020）は、月次のイ

ールドデータを用いて、Nelson-Siegel（1987）モデル（以降、NS モデル）における減衰ファクターが日本において大きく低下したことで、それがタームプレミアム効果を通じて長期国債の利回りとその条件付き分散を押し下げたことを明らかにした。

本研究では、日次イールドデータを用いて、NS モデルの推計を行う。ここでは、特に減衰ファクターに注目し、水準、傾き、曲率の推計値が日次でどの程度変化したのかについて分析を行

* 千葉大学大学院社会科学研究院講師

う。最近の日本のイールドデータを使った NS モデルの推計については、状態空間モデルを用いて推計が行われてきた（藤井・高岡 2008；大井・白塚 2020；Koeda and Sekine 2020）。これらのモデルでは、状態空間モデルの遷移方程式が VAR(1) の形式となるため、使用されるデータの頻度が月次となってしまう。本研究では、データの頻度を上げて、日次のイールドデータを用いて推計を行う。日次データでは状態空間モデルが使用できないため、観測誤差の問題が発生するが、データの頻度を上げることで各ファクターの変化を日次で調べることが可能となる。これにより、日銀による金融政策に対して NS モデルの中のどのファクターが何日後に変化したかを調査することが可能である。

本研究で明らかになったことは以下の通りである。一つ目は、減衰ファクターを固定した NS モデルと、減衰ファクターを每期推計する NS モデルを比較した結果、最小二乗誤差の観

点から、1989 年 4 月 3 日から 2019 年 12 月 31 日の 8,021 日間で、全ての期において後者のモデルの方が望ましいという結果が得られた。また、特に 2010 年代のような低金利の環境においては、減衰ファクターを每期推計するようなモデルの推計が求められることが分かった。二つ目は、日銀による金融政策に注目すると、QQE 以降、減衰ファクターがゆっくりと低下していることが分かった。またマイナス金利政策の導入については、その直後に水準が大きく下落していることが分かった。

本論文の構成は以下の通りである。第 II 節では、本研究のモデルを紹介する。第 III 節においては、減衰ファクターを固定して推計した場合と、減衰ファクターを每期推計した場合を比較する。また、それぞれのモデルで各ファクターがどの程度変化したのかについて調査する。最後に、第 IV 節で結論を述べる。補論では、Svensson モデルの推計を行う。

II. モデル

II-1. Nelson-Siegel モデルの推計

本研究では、金利の期間構造モデルの中で最も代表的なモデルの一つである NS モデルを用いて推計を行う。NS モデルは以下の通りである。

$$y(\tau) = \beta_0 + \beta_1 \left(\frac{1 - e^{-\lambda\tau}}{\lambda\tau} \right) + \beta_2 \left(\frac{1 - e^{-\lambda\tau}}{\lambda\tau} - e^{-\lambda\tau} \right)$$

ただし、 $y(\tau)$ は、償還までの残存期間が τ ヶ月の債券の利回りである。また β_0 、 β_1 、 β_2 は、NS モデルの水準、傾き、曲率をそれぞれ表している。そして λ は減衰ファクターである。

代表的な NS モデルの推計として、Diebold and Li (2006) や Diebold, Rudebusch and Aruoba (2006) が挙げられる。Diebold and Li

(2006) は、状態空間モデルを使い、1 ステップでの推計を行っている。このモデルでは、測定方程式が NS モデルで、遷移方程式がそのモデルの各ファクターをベクトルとした VAR(1) である。この推計で得られる減衰ファクターは一つである。また、Koeda and Sekine (2020) と大井・白塚 (2020) は、拡張カルマン・フィルターを用いて、1 ステップで推計を行っている¹⁾²⁾。この推計では、減衰ファクターの推計値は時变的である。一方、2 ステップでの推計では、まず NS モデルを各期において最小二乗法 (OLS, Ordinary Least Squares) または非線形 OLS で推計し、そこで推計された各ファクターを使って VAR(1) モデルを推計する。減衰ファクターの時変の有無を問わず、1 ステップでの推計は、2 ステップでの推計と比較して

推計精度が向上することが知られている。

しかしながら、状態空間モデルを推計することの限界は、状態空間モデルには遷移方程式を必要としているので、一般的には、データの頻度が月次より頻度を上げることができないことである。よって本研究では、日次データを用いてデータ量を増やし、状態空間モデルを使用せず、その代わりに每期 OLS または非線形 OLS で推計を行う。本研究では、減衰ファクターを固定して OLS で推計する NS モデルを NS-LS モデル、減衰ファクターを非線形 OLS で每期推計する NS モデルを NS-NL モデルとする。これらのモデルを用いて推計を行い、日次で NS モデルの各ファクターがどのように推移しているのかについて調査する。

本研究では、以下のような手順で、NS モデルの推計を行う。まず、Diebold and Li (2006) に従い、月次データを使って、状態空間モデルを推計する。この推計では減衰ファクターが一つ得られる。次に、この推計で得られた減衰ファクターで固定をし、日次データを使って OLS で推計を行う。最後に、この推計で得られた各

ファクターの推計値と固定した減衰ファクターを初期値として、非線形 OLS で推計を行う。

II-2. データ

本研究では、日本の日次のゼロクーポン債のデータを用いる。データの出所は Bloomberg である。満期までの残存期間は、3ヶ月、6ヶ月、12ヶ月、24ヶ月、36ヶ月、48ヶ月、60ヶ月、72ヶ月、84ヶ月、96ヶ月、108ヶ月、120ヶ月、180ヶ月、240ヶ月、360ヶ月である。データの期間は、1989年4月3日から2019年12月31日である。

図1は、満期までの残存期間が1年（12ヶ月）、5年（60ヶ月）、10年（120ヶ月）の日次のゼロクーポン債の利回りの推移をそれぞれ表している。1991年には、これら三つの利回りは8%を超えていたが、2010年代後半になると、1年物については、ほぼゼロ付近で推移している。また長期国債である10年物については、2000年以降は、0%から2%の間で推移し、2010年代の後半では、ほぼゼロ付近で推移している。

III. 結果

III-1. 推計結果

ここでは、まず Diebold and Li (2006) に従って、日本の月次のイールドデータを使い、状態空間モデルを用いて、減衰ファクターの推計を行った。推計期間は、1989年4月から2019年12月である。月次データについては、日次データを各月の期末の値を用いることにする。この推計で得られた減衰ファクターの推計値は、

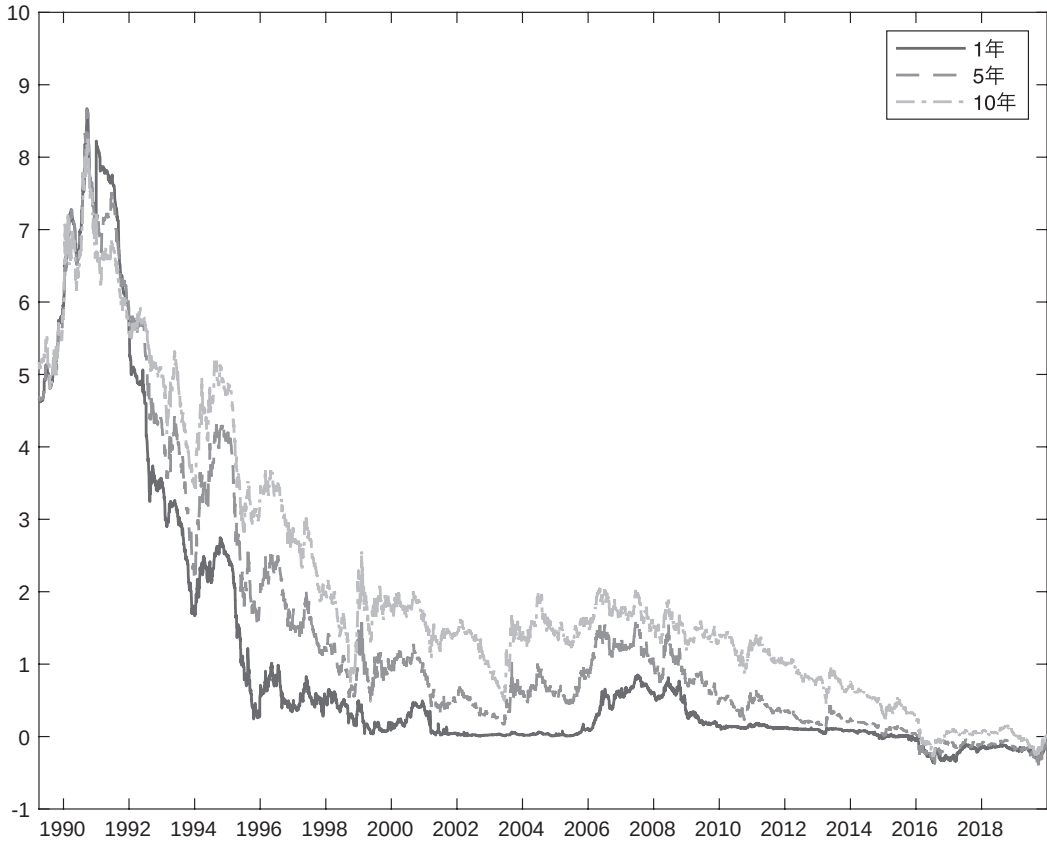
0.0247 であった。

次に、Diebold and Li (2006) の推計手法で得られた減衰ファクターの推計値を使い、減衰ファクターを 0.0247 に固定して、OLS で推計を行った。この推計によって、NS-LS モデルの水準と傾き、曲率の推計値が得られる。最後に、NS-LS モデルで得られた水準、傾き、曲率と、固定した減衰ファクターを初期値として

1) 本稿の問題意識は、Koeda and Sekine (2020) に依拠する。Koeda and Sekine (2020) との違いは、本稿では、日次イールドデータを用いた分析を行っていることである。また推計手法については、非線形 OLS を用いている。さらに、減衰ファクターを固定して、通常の OLS で推計を行い、F 検定による、OLS と非線形 OLS の比較を行っている。

2) これ以外にも減衰ファクターを時变的に推計したモデルとして、Koopman et al.(2010) がある。

図1 日次のゼロクーポン債の利回りの推移



この図は、日本の日次のゼロクーポン債の利回りの推移を表している。実線、破線、一点鎖線は満期までの残存期間が1年、5年、10年の利回りをそれぞれ表している。横軸が西暦で、縦軸がパーセント表示の利回りである。

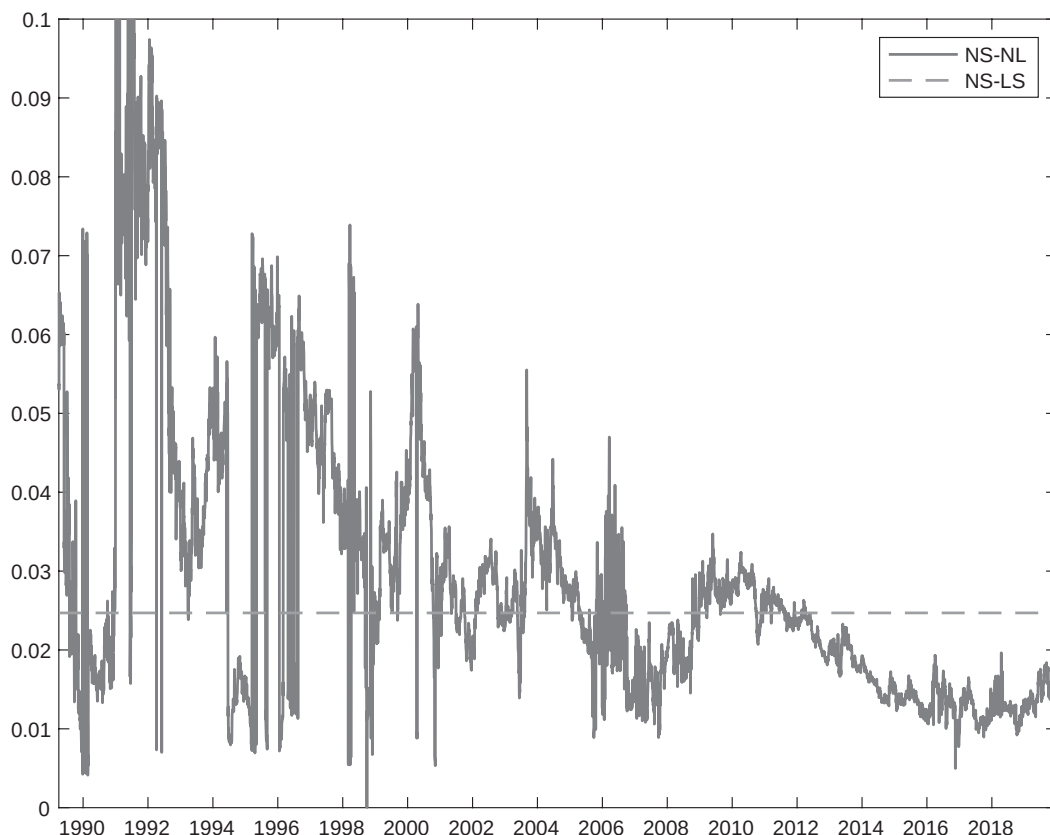
非線型 OLS で推計を行った。この推計によって、NS-NL モデルの水準と傾き、曲率、減衰ファクターの推計値が得られる。NS-NL モデルで得られた減衰ファクターは、NS-LS モデルとは異なり、每期推計される。

図2は、NS-NL モデルで推計された減衰ファクターの推計値の推移を表している。1990年代前半は、減衰ファクターが0.08を超える高い値で推移し、その後徐々に低下して、2019年には0.015を下回っている。1989年4月3日から1990年12月31日までの減衰ファクターの平均値は0.045、2000年1月3日から2009年12月31日までの平均値は0.026、2010年1月1日から2019年12月31日までの平均値は

0.018である。2010年代前半からのほとんどの期間でNS-LSモデルの減衰ファクターを下回っており、2010年代後半については、0.01から0.02の間で変動が小さく安定的に推移している。

図3は、NSモデルの三つのファクターである水準、傾き、曲率の推計値の推移を表している。図3aと3bは、NS-LSモデルとNS-NLモデルの推計値の推移をそれぞれ表している。水準については、どちらのモデルでも正の値に推計されていて、時間を通じて低下している。傾きと曲率については、どちらのモデルにおいても、1990年代半ば以降負の値に推計されている。また、NS-NLモデルの推計値に注目すると、

図2 減衰ファクターの推計値の推移



この図は、NS-NL モデルを推計した時の、減衰ファクターの推計値の推移（実線）を表している。破線は、NS-LS モデルで固定された減衰ファクター（＝0.0247）である。

特に曲率は、1990年代半ば辺りで大きく変動している。この時期においては、図2から減衰ファクターが大きく変動して推計されている時期とほぼ一致している。また、水準と傾きの二つの推移に注目すると、1990年代後半以降については、正反対の動きをしているように思われる。これは、NSモデルの水準と傾きの和がショートレートを表していることと整合的である。

Ⅲ－2. モデルの比較

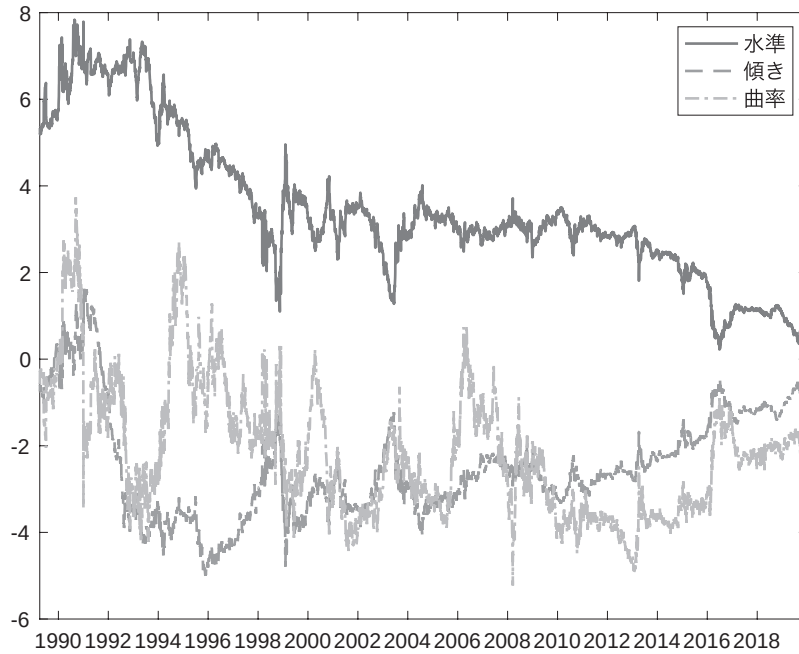
図4は、NS-LSモデルとNS-NLモデルの平均二乗誤差（MSE, mean squared error）の推移を表している。8021期間中全ての期間において、NS-NLモデルのMSEが小さい値と

なっている。これは、NS-NLモデルが全期間においてよりフィットが良いことを表している。

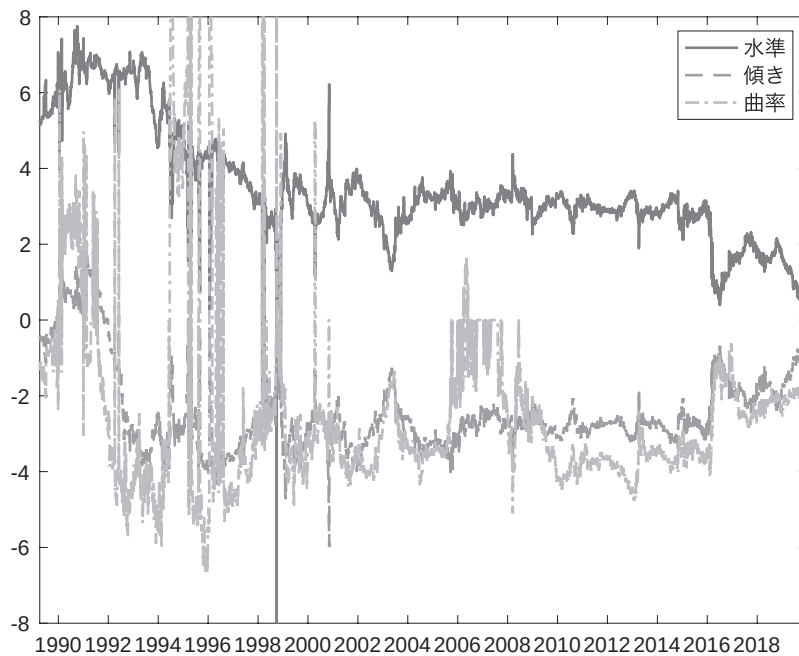
表1は、F検定を用いて、NS-LSとNS-NLのモデルの比較を行った結果を表している。本研究では、NS-LSモデルについては減衰ファクターを0.0247に固定していたので、帰無仮説は、「 $\lambda = 0.0247$ 」である。もしこの帰無仮説が棄却されるとすると、減衰ファクターを固定してOLSで推計するよりも、その期においては、非線形OLSで推計することが推奨される。ここでは、1%、5%、10%有意水準で各年代においてどの程度の割合でこの帰無仮説が棄却されるかについて計算を行った。その結果、2010年代において、棄却率が各水準で最も高

図3 水準、傾き、曲率の推計値の推移

a) NS-LS モデル

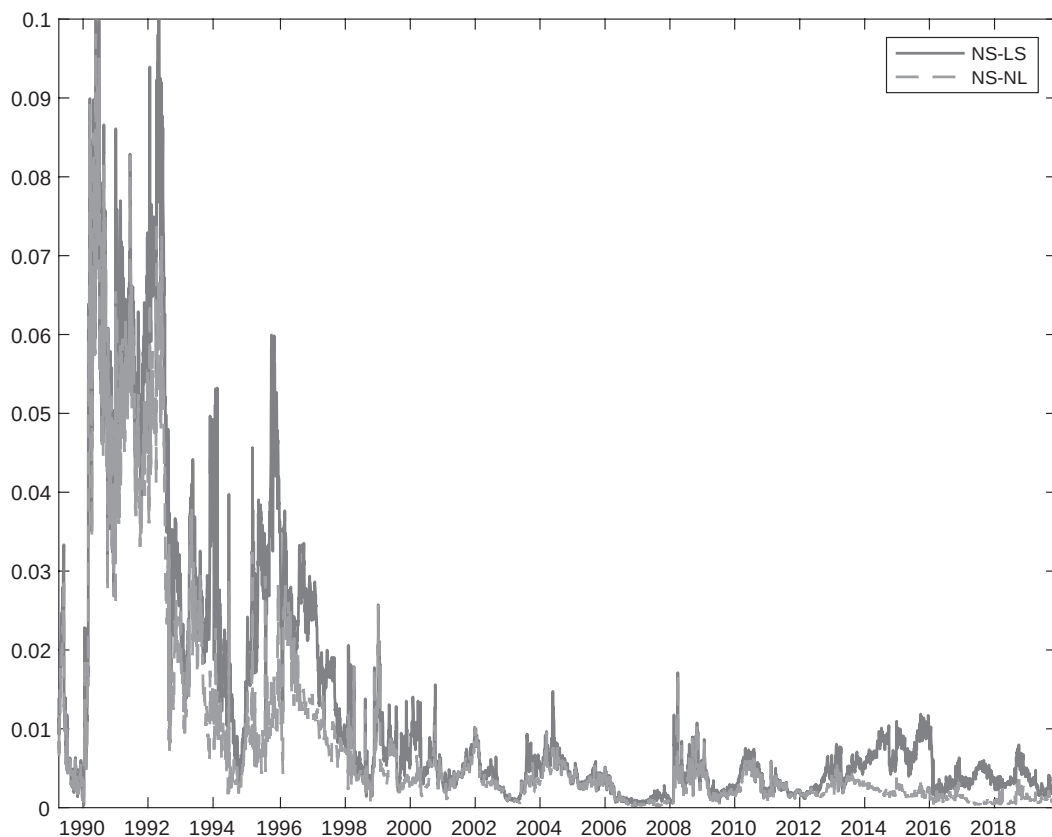


b) NS-NL モデル



この図は、NSモデルを推計した時の、水準、傾き、曲率の推計値の推移を表している。図3aはNS-LSモデルの推計値、図3bはNS-NLモデルの推計値を表している。

図4 MSEの比較



この図は、NSモデルの推計から求めた最小二乗誤差（MSE）の推移を表している。実線と破線は、NS-LSモデルとNS-NLモデルの最小二乗誤差の推移をそれぞれ表している。

表1 F検定による二つのモデルの評価

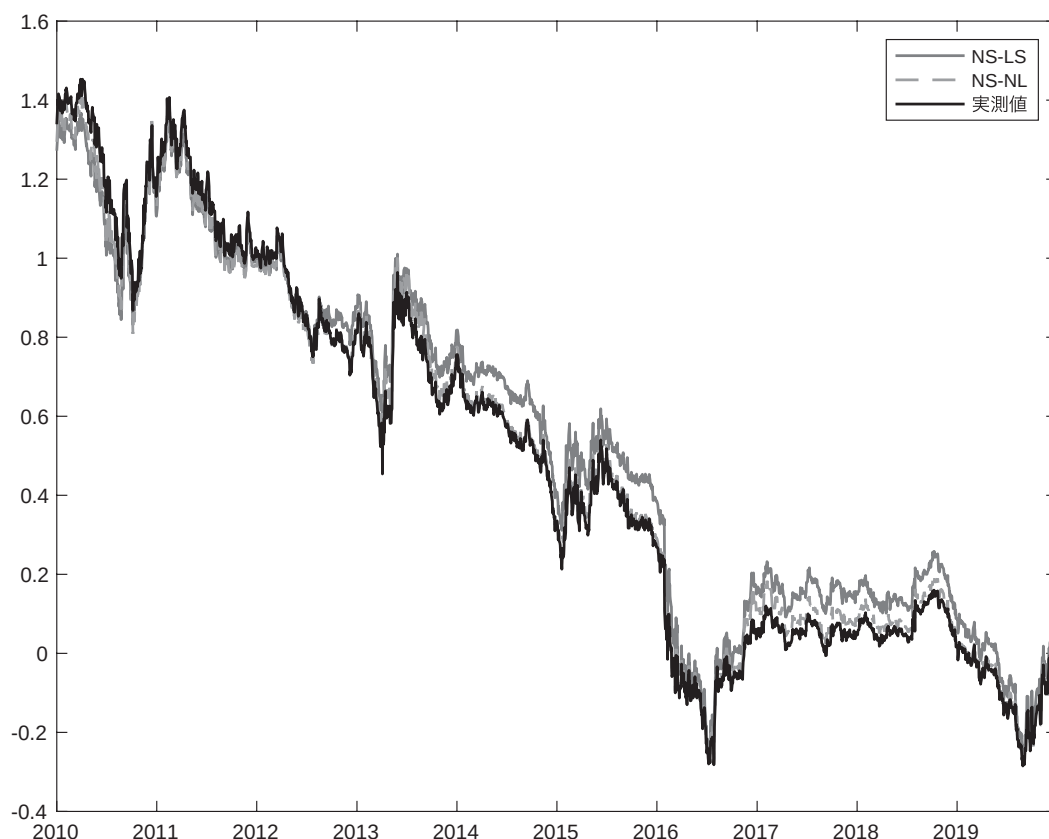
	1989-1999	2000-2009	2010-2019	1989-2019
1%有意水準	0.276	0.163	0.585	0.340
5%有意水準	0.453	0.296	0.707	0.485
10%有意水準	0.553	0.377	0.751	0.560

この表は、NS-LSモデルとNS-NLモデルの比較のために、F検定を行った時の、各年代と全区間における、その棄却の割合を表している。ここで帰無仮説は、NS-LSモデルでは減衰ファクターが0.0247に固定されたので、「 $\lambda = 0.0247$ 」である。1989-1999は1989年4月3日から1999年12月31日、2000-2009は2000年1月3日から2009年12月31日、2010-2019は2010年1月1日から2019年12月31日を表している。

く、5%水準で70%を超えている。一方で、2000年代においては、棄却率が最も低く、5%水準で30%以下となっている。図2において、1990年代、2000年代、2010年代のNS-NL

モデルの減衰ファクターの推計値の平均は、0.045、0.026、0.018であった。帰無仮説の減衰ファクターの値が0.0247であったので、この値に2000年代の平均値が最も近かったため、

図5 10年物の利回りのフィットの比較



この図は、2010年代以降におけるNS-LSモデルとNS-NLモデルから得られた推計値を用いて求めた、それぞれの理論値と、実測値の比較を表している。薄い実線と破線は、NS-LSモデルとNS-NLモデルの10年物の利回りの理論値をそれぞれ表している。また濃い実線は、実測値を表している。

棄却率が低いと思われる。一方、1990年代と2010年代では、0.0247から推計値が離れているため、棄却率が相対的に高いと思われる。2010年代の方が0.0247から平均値が離れてはいないが、減衰ファクターは低い時の変化の方がより影響が出やすくなる³⁾。全区間では、棄却率は5%水準で約50%となっている。このことから、特に2010年代のような減衰ファクターが非常に低い値の場合は、非線型OLSで推計することが推奨される。

図5は、2010年代以降における、NS-LSモデルとNS-NLモデルの推計値からそれぞれ求めた10年物の利回りの理論値と、実測値の推移を表している。表1より、2010年代の期間は、他の年代と比較して、減衰ファクターの観点からNS-NLモデルによって推計することが推奨される期間である。薄い実線と破線は、NS-LSモデルとNS-NLモデルの10年物の利回りの理論値をそれぞれ表している。また濃い実線は、実測値を表している。この図から、2010年か

3) Koeda and Sekine (2020) は、減衰ファクターの債券利回りへの限界効果は、同じサイズの下落であったとしても、高い減衰ファクターの値からの下落と比較して、低い値からの下落の方が利回りへの影響が大きくなることを示した。

ら2012年までの期間においては、NS-LSモデルとNS-NLモデルの理論値は実測値からあまり差がないように思われる。この三年間の782期間の減衰ファクターの平均は0.025であり、NS-LSモデルの減衰ファクターとほぼ一致している。一方、2013年以降は、NS-LSモデルの理論値が実測値から大きく乖離している期間が多くなっている。2013年から2019年までの1826期間の減衰ファクターの平均は0.014である。日銀は2013年4月にQQE、2016年1月にマイナス金利政策、2016年9月にイールドカーブコントロールの導入をそれぞれ決定した。III-3節で示すように、これらの政策が減衰ファクターの下落に影響を与え、固定された減衰ファクターで推計を行うNS-LSモデルのフィットが相対的に下がったように思われる。よって、このような非伝統的金融政策は減衰ファクターに大きく影響を与える可能性があるため、NS-NLモデルでの推計が望ましくなったように思われる。

III-3. 日銀による金融政策の影響

先行研究では、NSモデルの減衰ファクターが金融政策の影響を受けている、または金融政策の変数の一つであるという指摘がある。Okina and Shiratsuka (2004) は、減衰ファクターはフォワード・ガイダンスの程度を表していると解釈している。また、Koeda and Sekine (2020) は、減衰ファクターが日銀の国債保有

のサイズと満期までの残存期間に依存していることを指摘している。

よって本研究では、NS-NLモデルで得られた四つのファクターの推計値が日銀の金融政策にどう影響を受けたのかについて調査する。最近の日銀の金融政策としては、QQE、マイナス金利政策、イールドカーブコントロールが挙げられる。これらの政策の導入決定日は、それぞれ2013年4月4日、2016年1月29日、2016年9月21日である。

図6は、NS-NLモデルで得られた減衰ファクターと、水準、傾き、曲率の推定値が日銀の各政策の導入が決定されてからどう変化したのかを表している。図6aは、NS-NLモデルで得られた、減衰ファクターの推計値の推移を表している。QQE直後から2013年7月1日まで、減衰ファクターが若干上昇しているが、その後ゆっくりと低下し、2010年代後半においては、0.015付近で推移している。この低下の理由については、Koeda and Sekine (2020) は、日銀が保有する国債のストックの増加が減衰ファクターの低下に寄与していることを指摘している。図6bは、NS-NLモデルで得られた、水準、傾き、曲率の推計値の推移を表している。水準については、マイナス金利政策の導入の決定直後から大きく低下した。その導入決定日においては、水準は2.281であったが、45営業日後には1を下回った。また傾きと曲率はこの政策の決定直後に上昇している。

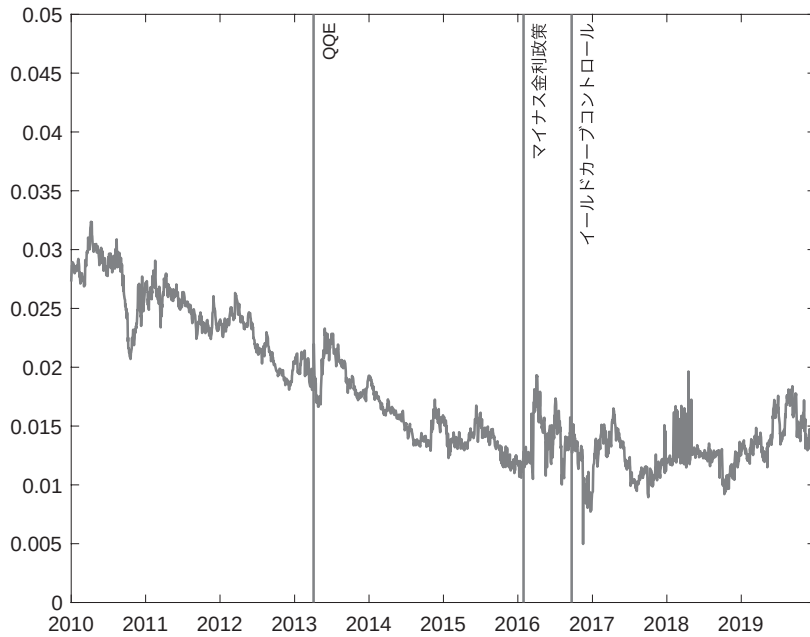
IV. 結論

本研究では、日本の日次イールドデータを用いて、NSモデルの推計を行った。減衰ファクターを固定したNS-LSモデルと、減衰ファクターを每期推計するNS-NLモデルを比較した結果、最小二乗誤差の観点から、1989年4月3日から2019年12月31日の8021日間全ての

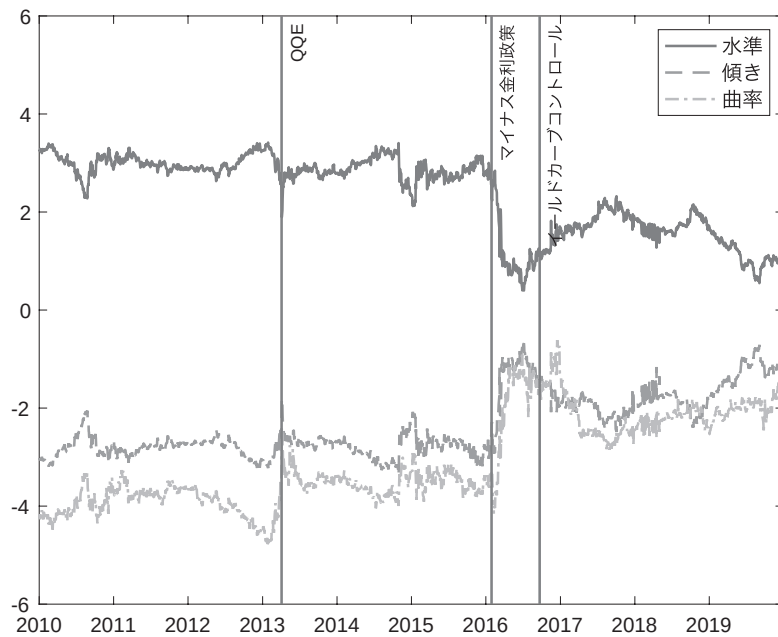
期においてNS-NLモデルが望ましいという結果が得られた。また、F検定の結果から、2010年代のような低金利の環境においては、減衰ファクターを每期推計するようなモデルが求められることが分かった。日銀による金融政策に注目すると、QQE以降、減衰ファクターがゆっ

図6 日銀による金融政策の影響

a) 減衰ファクター



b) 水準, 傾き, 曲率



この図は、NS-NL モデルで推計された四つのイールドカーブファクターが日銀による金融政策にどう影響を受けたのかを表している。図 6a と 6b は、日銀による QQE とマイナス金利政策、イールドカーブコントロールによって、減衰ファクターと、水準、傾き、曲率がどう影響を受けたのかをそれぞれ表している。

くり低下していることが分かった。またマイナス金利政策の導入については、その直後に水準が下落していることが分かった。さらにイール

ドカーブコントロールによって、NSモデルの各ファクターの変動が小さくなった。

参 考 文 献

- Diebold, FX. and Li, C. (2006), "Forecasting the Term Structure of Government Bond Yields," *Journal of Econometrics*, 130(2), pp. 337-364.
- Diebold, F.X., Rudebusch, G.D., and Aruoba, S.B. (2006), "The Macroeconomy and the Yield Curve: A Dynamic Latent Factor Approach," *Journal of Econometrics*, 131, pp. 309-338.
- Koeda, J. and Sekine, A. (2020), "Nelson-Siegel Decay Factor and Term Premia in a Low Interest Rate Environment," available at SSRN 3538961.
- Koopman, S.J., Malle, M.I.P., and Van der Wel, M. (2010), "Analyzing the Term Structure of Interest Rates Using the Dynamic Nelson-Siegel Model with Time-Varying Parameters," *Journal of Business and Economic Statistics*, 28, pp. 329-343.
- Nelson, Charles R., and Siegel, A.F. (1987), "Parsimonious Modeling of Yield Curves," *The Journal of Business*, 60(4), pp. 473-489.
- Okina, K. and Shiratsuka, S. (2004), "Policy Commitment and Expectation Formation: Japan's Experience Under Zero Interest Rates," *North American Journal of Economics and Finance*, 15, pp. 75-100.
- Svensson, L.E.O. (1994), "Estimation and Interpreting Forward Interest Rates: Sweden 1992-1994," NBER Working Paper, No. 4871.
- 大井博之・白塚重典 (2020) 『低金利環境下でのイールドカーブ変動の再検証：動学的 Nelson-Siegel モデルの応用』 未定稿。
- 藤井真理子・高岡慎 (2008) 「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」『FSA リサーチ・レビュー』第4号。

補論

この補論では、NSモデルにもう一つの曲率ともう一つの減衰ファクターを加えた Svensson (1994) モデルの推計を行う。Svensson モデルは以下の通りである。

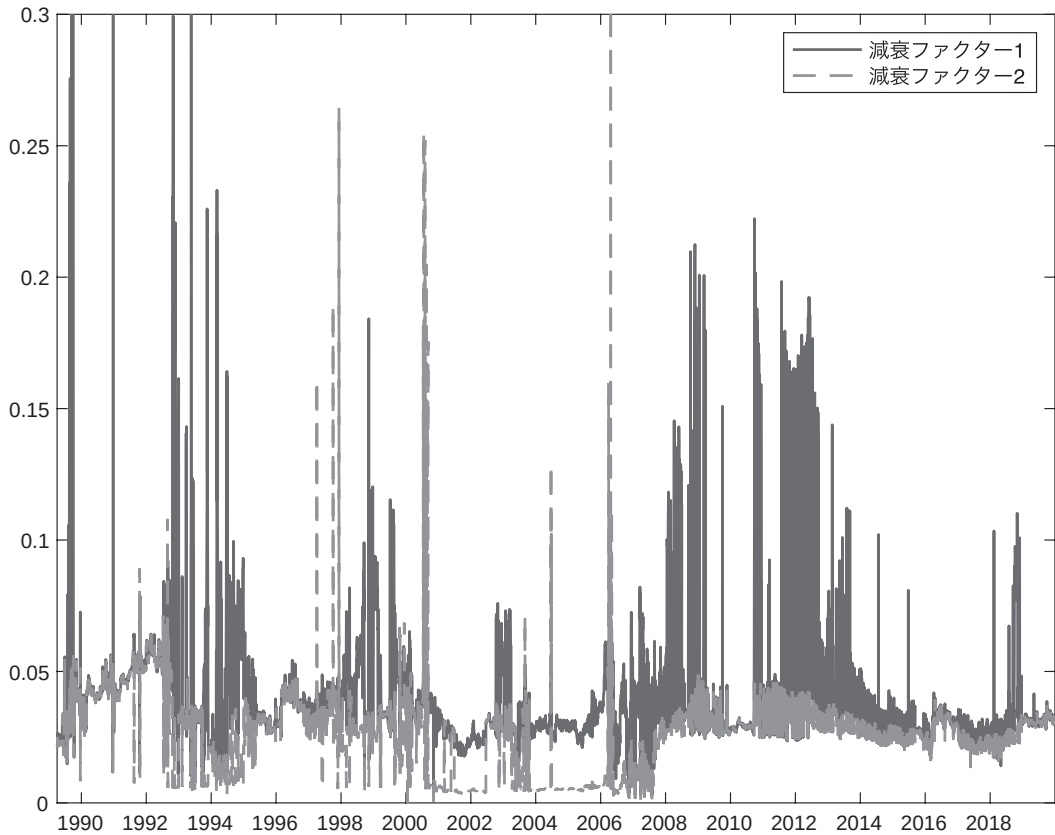
$$y(\tau) = \beta_0 + \beta_1 \left(\frac{1 - e^{-\lambda_1 \tau}}{\lambda_1 \tau} \right) + \beta_2 \left(\frac{1 - e^{-\lambda_1 \tau}}{\lambda_1 \tau} - e^{-\lambda_1 \tau} \right)$$

$$+ \beta_3 \left(\frac{1 - e^{-\lambda_2 \tau}}{\lambda_2 \tau} - e^{-\lambda_2 \tau} \right)$$

ただし、 β_3 は二つ目の曲率を表している。また、減衰ファクターは NS モデルの時からもう一つ増えたので、最初の減衰ファクターを λ_1 とし、もう一つの減衰ファクターを λ_2 とする。

ここで推計の手順については、NSモデルと同様に行う。具体的には、まず月次イールドデー

図 A1 Svensson モデルの減衰ファクターの推計値の推移



この図は、SV-NL モデルを推計した時の、減衰ファクターの推計値の推移を表している。

タを用いて、状態空間モデルを使って、Svensson モデルの推計を行う。この推計によって、二つの減衰ファクターが得られる。次に、この二つの減衰ファクターを Svensson モデルに代入し固定して、日次データを用いて OLS で推計を行う。最後に、この推計で得られた水準、傾き、二つの曲率、二つの減衰ファクターを初期値として、日次データを用いて非線形 OLS で推計を行う。本研究では、Svensson モデルの二つの減衰ファクターを固定して OLS で推計するモデルを SV-LS モデル、Svensson モデルを非線形 OLS で推計するモデルを SV-NL モデルと呼ぶことにする。

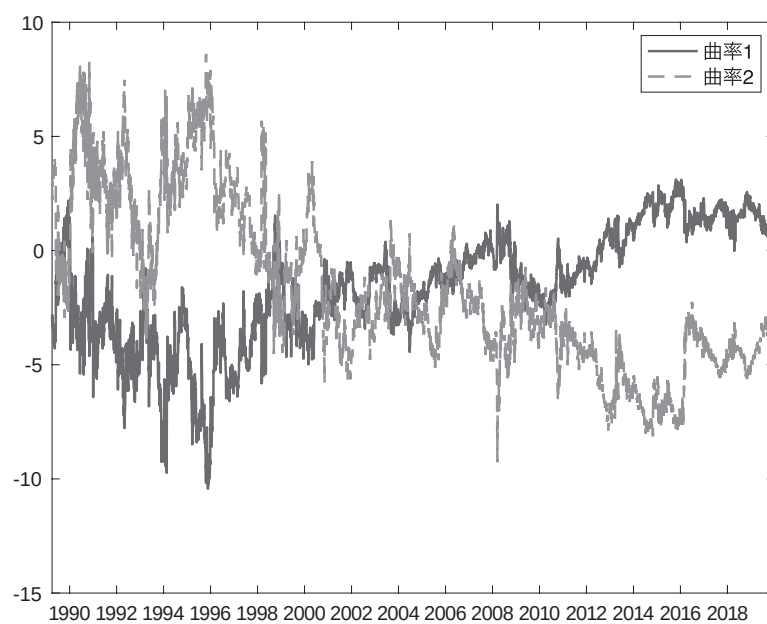
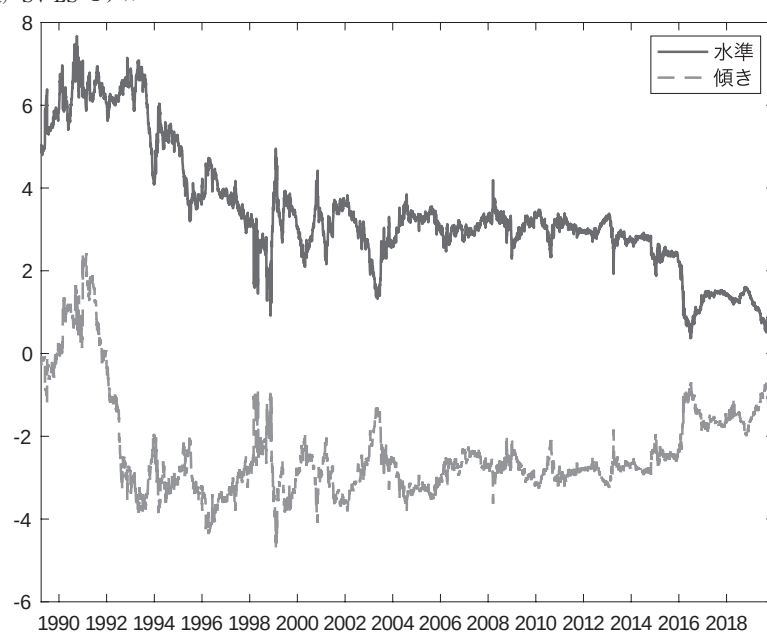
図 A1 は、SV-NL モデルの減衰ファクターの推計値の推移を表している。Svensson モデ

ルを状態空間モデルで推計したときの減衰ファクターの推計値は、0.0390 と 0.0228 であった。図 A1 は、SV-NL モデルを推計したときの二つの減衰ファクターの推計値を表している。図 2 の NS-NL モデルの減衰ファクターの推計値の推移と比較して、大きく変動している。また二つの減衰ファクターは非常に近い値で推計されており、これは二つの曲率の識別がとても難しいということを意味している。

図 A2 は、SV-LS モデルと SV-NL モデルの水準、傾き、曲率の推計値の推移を表している。SV-LS モデルについては、二つの減衰ファクターを固定して OLS で推計しているため、SV-NL モデルと比較して、各ファクターの変動が小さくなっている。SV-LS モデルの水準と

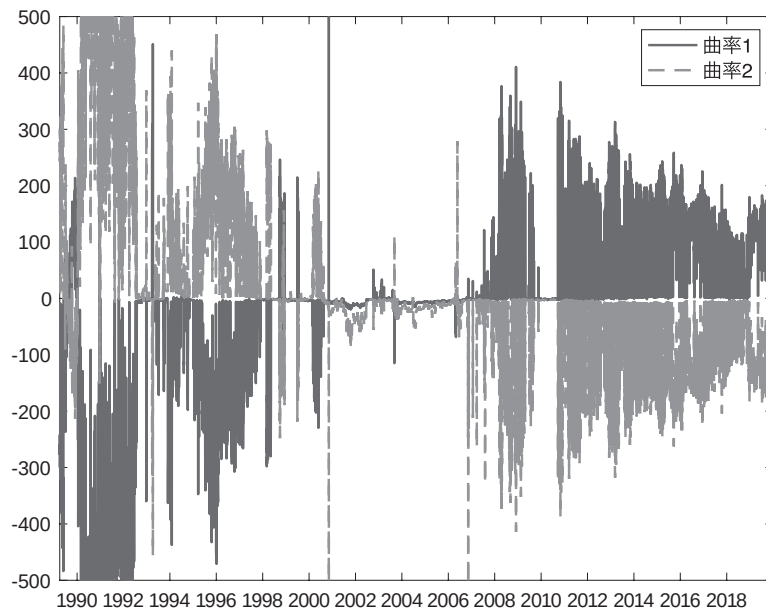
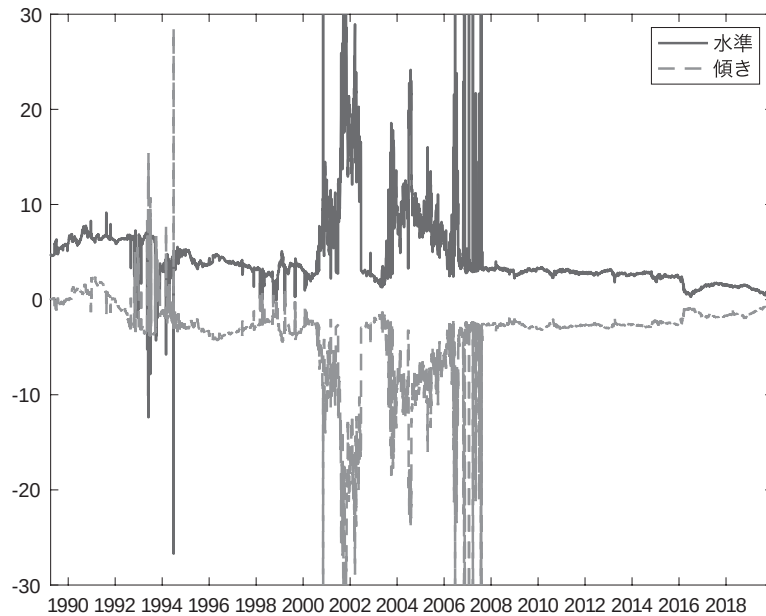
図 A2 Svensson モデルの水準，傾き，曲率の推計値の推移

a) SV-LS モデル



日次イールドデータを用いた Nelson-Siegel モデルの推計

b) SV-NL モデル



この図は、Svensson モデルを推計した時の、水準、傾き、そして二つの曲率の推計値の推移を表している。図 A2a は SV-LS モデルの推計値、図 A2b は SV-NL モデルの推計値を表している。

表 A1 Svensson モデルの F 検定による二つのモデルの評価

	1989-1999	2000-2009	2010-2019	1989-2019
1%有意水準	0.066	0.166	0.039	0.090
5%有意水準	0.080	0.276	0.186	0.178
10%有意水準	0.087	0.342	0.247	0.222

この表は、SV-LS モデルと SV-NL モデルを、F 検定を行って比較した結果を表している。ここで帰無仮説は、SV-LS モデルでは二つの減衰ファクターが 0.0390 と 0.0228 でそれぞれ固定されたので、「 $\lambda_1=0.0390$ & $\lambda_2=0.0228$ 」である。この表では、各年代と全期間における、その帰無仮説の棄却の割合を表している。1989-1999 は 1989 年 4 月 3 日から 1999 年 12 月 31 年、2000-2009 は 2000 年 1 月 3 日から 2009 年 12 月 31 日、2010-2019 は 2010 年 1 月 1 日から 2019 年 12 月 31 日を表している。

傾きについては、NS モデルの推計とほとんど変わらないように思われる。また SV-LS モデルの二つの曲率については、0 の水平線を軸と対称となるように推移している。一方、SV-NL モデルについては、水準、傾き、曲率全てのファクターについて、大きく変動した動きとなっている。European Central Bank (ECB) は日次イールドデータを用いた Svensson モデルの推計結果を公表している⁴⁾。日本の日次イールドデータを使って推計した本研究と同様に、ECB による Svensson モデルの推計についても、各ファクターが大きく変動している。

表 A1 は、SV-LS モデルと SV-NL モデルを、

F 検定で比較したときの結果を表している。この検定の帰無仮説は、SV-LS モデルで二つの減衰ファクターを 0.0390 と 0.0228 でそれぞれ固定していたので、「 $\lambda_1=0.0390$ & $\lambda_2=0.0228$ 」である。表 1 の NS モデルと比較して、どの年代においても棄却率が低いことが分かる。これは、Svensson モデルを非線形 OLS で推計することを積極的に勧める結果とはなっていないことを意味している。この結果は、NS モデルと比較して、Svensson モデルの非線形 OLS での推計がとても難しいということと関連していると思われる。

4) ECB の Svensson モデルの各ファクターの推計値については、以下の URL を参照せよ。

https://www.ecb.europa.eu/stats/financial_markets_and_interest_rates/euro_area_yield_curves/html/index.en.html