

(調査研究報告書)

タイトル 社債ポートフォリオのヘッジに関する研究

代表研究者氏名 小林 武

(所属役職 名古屋商科大学経済学部 教授)

1 はじめに

国債ポートフォリオの金利リスク管理はデュレーションによる金利感応度の計測および先物・デリバティブを使ったヘッジが一般的である。一方、社債ポートフォリオは個別銘柄ごとに(社債利回りと国債利回りの差である)社債スプレッドが異なる挙動を示すため、そのリスク管理は国債よりも困難であり、一般的なヘッジ手法が確立されているとは言えない。

日本国債の長期利回りが低い水準で推移するなかで、社債は超過収益の源泉として重要な投資対象であり、その効率的なポートフォリオ管理手法の開発は、証券業務・資産運用業務の発展に資するものと考えられる。

こうした研究目的を達成するために、短期から長期にわたる社債スプレッドの挙動をとらえる社債スプレッドの期間構造モデルを開発する必要がある。そこで、本研究では期間構造モデルの開発、データを用いた推定、最後に社債ポートフォリオのヘッジ手法の開発という手順で調査・分析を行った。

本調査研究報告書の構成は、以下のとおりである。

まず、2章では、社債スプレッドの期間構造モデルと債券ポートフォリオ管理に関する先行研究をまとめる。3章では、分析に利用するデータについて解説する。4章では社債スプレッドの期間構造モデルとして Nelson-Siegel モデルを取り上げ、本邦社債スプレッドの推定結果を示す。5章では、レジーム・スイッチを考慮した Nelson-Siegel モデルを定式化する。また、このフレームワークを本邦の社債スプレッドに適用した推定結果を示し、レジーム・スイッチとマクロ経済変数の関係について考察する。6章では、階層ファクターモデルを定式化する。個別銘柄から、共通要因を抽出する。7章では、階層ファクターモデルを使って、社債ポートフォリオのスプレッド変動リスクをヘッジする方法を示す。また、投資戦略のパフォーマンスを比較することでヘッジの効果を検討する。最後に8章で結論と今後の研究展望を述べる。

2 先行研究

2.1 社債スプレッドの期間構造モデルの先行研究

本研究の目的は、本邦の個別社債スプレッドデータを用いて社債スプレッドの期間構造モデルを推定し、社債ポート分析することである、

社債スプレッドの変動要因としては、個別企業の財務状態、マクロの景気動向や流動性要因などが考えられる、

社債スプレッドに関する実証研究としては、Collin-Dufresne, Goldstein and Martin[2001]が国債の金利や負債比率など、構造モデル¹から示唆される指標を用いて、米国の社債スプレッドの変化について回帰分析を行っている。その結果、負債比率と社債スプレッドの間に正の相関関係、国債金利と社債スプレッドの間に

負の相関関係があることなど構造モデルから示唆される結果と整合的な結果を得た。また、彼らは、社債スプレッドをマクロ経済指標や企業固有の信用リスク指標で回帰し、それらで説明できない残差項にシステムティックな変動要因があることを示した。

本邦における実証研究としては、大山・杉山[2007]が、社債スプレッドの変動要因について、構造モデルの構成要素である株価、株価ボラティリティ、金利などが

社債スプレッドの変動要因として説明力を有することを検証した。また、総資産営業利益率や収益予想など企業のファンダメンタルズ指標が社債スプレッドの変動要因として有効であることを指摘した。また、大岡・上野・一上[2008]はマクロ指標を使って格付けごとの社債スプレッドを説明し、社債スプレッドは高格付け債では国債金利、中程度の格付けでは金利の不確実性、低格付け債では企業収益の影響を受ける点を指摘した。Nakashima and Saito[2009]、白州・米澤[2008]らの分析では、マクロ経済要因に加え流動性要因を加えて回帰分析を行った結果、流動性指標の統計的な有意性を指摘した。

上記の実証研究の分析手法は、単一の残存期間の社債スプレッドを被説明変数とし変動要因を説明変数とする回帰分析であり、複数の残存期間にわたる社債スプレッドの期間構造の情報を包括的に取り込んでいない。本研究では、市場参加者の将来に対する見通しが反映されており、重要な変動要因と考えられる社債スプレッドの期間構造を研究の中心に据える。

社債スプレッドの期間構造をモデル化する場合、金利の期間構造モデルのフレームワークを利用できる。金利の期間構造モデルの発展の歴史を振り返ると、瞬間スポットレートモデルの出発点として多くの成果が生まれてきた。但し、これらは瞬間スポットレートのみをリスクファクターとする 1 ファクターでありイールドカーブの正確に表現するには限界があった。

一方で、Litterman and Sheinkman[1991]などの金利の期間構造に関する主成

¹ Merton[1974]を中心とする企業の資産価値(企業価値)が確率的に変動し、それが負債価値を下回った時点をデフォルトとするモデル。

分分析から、イールド・カーブは、「水準」、「傾き」、「曲率」など複数のファクターで

説明できることが確認され、複数のファクターを使って期間構造の複雑な変化をより正確に記述しようとするマルチファクター期間構造モデルが研究されるようになった。

社債スプレッドの期間構造についても、Lando[1998]が指摘するように個別企業の格付け、個別企業の財務状況や、株価、金利、景気循環などマクロ経済指標など複数のリスクファクターに依存することから金利のマルチファクター期間構造モデルの枠組みを社債に応用する研究が行われている。

Nelson-Siegel の 3 ファクターモデルを用いて社債スプレッドの期間構造を表現することも可能である。先行研究として Krishnan, Ritchken and Thomson[2008], Hua[2009] Pavlova et al(2015)。Shaw et al[2014]。などが Nelson-Siegel の 3 ファクターモデルを社債スプレッドや CDS(クレジットデフォルトスワップ)に適用している。

近年の社債スプレッドの期間構造の研究では、アフィン型モデルや Nelson-Siegel モデルなどにより社債スプレッドの変動を説明している。これらのモデルは 3 つの潜在変数によって社債スプレッドの期間構造の 90%以上を説明できる主成分分析の分析結果とも整合的であり、社債スプレッドの実測値とのフィッティングも良好である。それでも、社債スプレッドの非正規性や非連続性などのために、その変動を説明しきれない部分は残っていると考えられる。一方、国債など金利の期間構造の研究分野では、国債のイールドカーブの非正規性や非連続性などを考慮したジャンプ過程やレジーム・スイッチを導入したモデルの研究が進められている。

レジーム・スイッチングを組み込んだ期間構造モデルの開発は、まず Hamilton[1989], Garcia and Perron[1996], Gray[1996]などが時系列分析として短期金利の変動を説明するために導入し、実証分析を行った。こうした分析結果を受けて、アフィン型モデルにレジームを組み込んだモデルの開発が進められた。

Landen[2002]では Vasicek モデルにおいて平均回帰水準がレジームシフトする 1 ファクターのガウシアンモデルを用いて 2 レジームの場合の債券価格の解析式を導いた。Bansal and Zou[2002]では平均回帰水準だけでなくボラティリティ、リスクの市場価値など他のパラメータがレジームシフトする 2 ファクターの CIR モデルを用いた実証研究を行っている。いずれの先行研究においても、レジーム・スイッチングモデルは、レジームを組む込まない 3 ファクターアフィン型のモデルより実際のイールドカーブ変動の説明力が高いことが示されている。そして、レジームシフトのタイミングと景気循環や金融政策には密接な関係があるとしている。

しかし、Litterman and Schenkman[1991]らが示したように 3 つの主成分(水準、傾き、曲率)によってイールドカーブ変動の 90%以上が説明されることを考えるとレジームシフトを考慮したとしても、1 ファクターおよび 2 ファクターモデルは拡張の余地は残っている。こうした課題に対して、Dai and Singleton[2000]では、連続時間におけるマルチファクターのアフィン型モデルにレジーム・スイッチングを組み入れたモデルを開発した。そして、Dai, Singleton and Yang[2007]では、離散時間における 3 フ

アクターのレジーム・スイッチングモデルを用いた実証分析を行っている。

彼らのモデルは 3 ファクターモデルであり、従来の期間構造モデルでは考慮されてこなかったレジームシフトするリスクの市場価格について分析を行っている。

また、各レジームにおけるヒストリカルボラティリティの期間構造の違いも示されており、実務家にとっても投資戦略やリスク管理において示唆に富んだ研究となっている。

Nelson-Siegel モデルの状態変数にレジーム変化を組み込んだモデルとしては、Bernadell, Coche and Nyholm[2005] , Nyholm[2007] や Zhu and Rahman[2009]、Zhu and Rahman(2009), Xiang, J. & Zhu, X. (2013)。Levant and Ma (2016) などの国債に関する研究がある。Bernadell, Coche and Nyholm [2005], Nyholm [2007] は平均回帰水準のうち「傾き」ファクターを 3 つのレジームにシフトするモデルを推定し、景気循環との関係について考察している。

Zhu and Rahman[2009]では、状態変数の分散が 2 つのレジーム変化するモデルを定式化し、マクロ変数と状態変数の同時推定を行っている。米国国債を対象にした分析の結果、景気循環を捉えるためには 2 つのレジームでは不十分であることを指摘している。

社債に関するレジーム・スイッチング期間構造モデルに関する先行研究はほとんど見当たらないが、比較的新しい研究として Dionne, Gauthier, Hammami, Maurice and Simonato[2011]がある。彼らは、誘導モデル(アフィン強度モデル)のレジーム・スイッチングモデルを定式化し米国企業を対象に格付け別の社債スプレッドの期間構造を分析した。彼らは、マクロ経済指標が、社債スプレッドの上昇するレジームと強い関係があることやスプレッドの変化が分散できないマクロ経済リスクと強い相関関係にあることなどを指摘している²

レジーム・スイッチング期間構造モデルに関する先行研究の総括としては、2000 年代前半から研究が進んだ新しい分野であり Nelson-Siegel モデルとアフィン・モデル双方の研究が進んでいる。レジームシフトの対象としては平均回帰水準、ボラティリティ、リスクの市場価値などに拡張している。一方、分析対象は先進国の国債が大半で社債スプレッドの先行研究は少なく個別企業を対象とした研究が進んでいないことが挙げられる。

2.2 債券ポートフォリオのリスク管理の先行研究

続いて債券ポートフォリオのリスク管理に関する先行研究をサーベイした。

債券理論で一般的に取り扱われる扱うデュレーションやコンベクシティーといった利回りにもとづく金利感応度の概念は、イールドカーブがフラットでかつ上下に平行移動

² 単一の残存期間の社債スプレッドや CDS を分析対象としたレジーム・スイッチングモデルの先行研究としては Maalaoud ,Dionne and Francois[2009]や Alexander,C. and A.Kaeck[2008]などがある。

するという前提が置かれている。このようなデュレーションを用いたヘッジ戦略においては、その誤差が無視できる範囲を超える場合も起きる。この問題を克服するためには、マルチファクター期間構造モデルを利用しイールドカーブに動きを正確に把握することが重要である。

Willner[1996]は、Nelson-Siegel の期間構造ファクターを用いた金利リスク指標(ファクターデュレーション)を提案し、債券ポートフォリオのリスク管理に応用した。彼らは、伝統的な金利水準のみを考慮したデュレーションによる金利リスクのヘッジに比べ、ヘッジ効率が向上することを示した。ファクターデュレーションに関する他の先行研究としては、Barrett, Brian, Gosnell and Heuson[1995], Martellini, Priaulet and Priaulet[2002][2003], Diebold, Ji and Li[2004]などがある。

Wu[2000]はアフィン・モデルについてファクターデュレーションを考案した。

Chou, Yu and Chien-Yun[2008]は、Nelson-Siegel の期間構造ファクターを使い日本国債先物で国債の金利リスクのヘッジ手法を開発した。彼らは Nelson-Siegel モデルを使ったヘッジ手法は通常の回帰分析によるヘッジ手法よりヘッジ精度が向上することを報告している。

Martellini and Meyfredi[2007]は Nelson-Siegel モデルを使って債券ポートフォリオの Value at Risk (以下, VaR)を計測した。彼らは Nelson-Siegel モデルの 3 ファクターの相関関係をコピュラ関数でモデル化し、通常の VaR よりも精度が向上することを示した。

本邦の国債市場の分析としては、荻島・笠井[2000]がアフィン・モデルを用いた日本国債のポートフォリオ管理について研究している。彼らは、伝統的なデュレーションがベンチマークと同様のポートフォリオと、アフィン・モデルのファクターの負荷量がベンチマークと同様のポートフォリオの両者を検討し、後者が前者よりリスクが低減されることを示した。

期間構造モデルの応用研究の総括としては、Nelson-Siegel モデルとアフィン・モデル、マクロ・ファイナンスモデルおよびそれらを横断的に比較検討する研究が米国を中心に進んでいる。一方、社債イールド・スプレッドについては Nelson-Siegel モデルを中心に 2000 年後半から始まった新しい研究分野で期間構造モデル間の横断的な比較は行われていない。

投資戦略やリスク管理への応用については、主に 2000 年より米国の国債およびスワップを中心に研究が行われており、期間構造モデルを利用した投資戦略やリスク管理の有効性が指摘されている。しかしマルチファクター期間構造モデルを利用した社債スプレッドのリスク管理に関する研究は見当たらない。

3 分析に利用したデータ

社債データは日本証券業協会の月末時点の「店頭売買参考統計値」を用いた。分析期間は 1997 年 4 月から 2011 年 12 月までの最長 14 年 9 カ月とした。

本研究では社債スプレッドの期間構造を分析対象とするため、各月末時点で長期

の残存期間を有する複数の社債価格データが必要になる。

そのため、以下のルールに基づき企業を選定した

- 観測期間:1997年4月から2011年12月の14年9カ月間のうち6年以上の時系列データが取得できる企業。日本証券業協会で採取可能なデータは1997年4月以降であるため、データ開始時期は1997年4月とした。

長期の時系列データに基づき、期間ごとのアウト・オブ・サンプル予測を行うために分析時点で採取可能な最新データとして2011年12月までのデータを利用した。

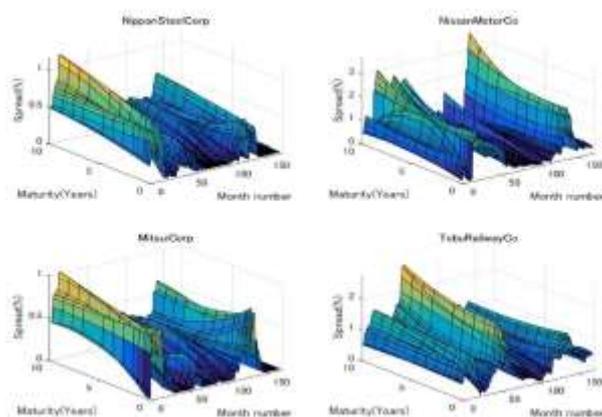
- 残存期間:各四半期末で残存期間7年以上の債券を有し、かつ5年近傍の債券を有する企業。社債スプレッドの期間構造を推定するためには各月末時点で長期の残存期間を有する複数の社債価格データが必要となるため、

残存期間7年以上の債券を有する銘柄を選択した。また、残存期間5年のスプレッドは流動性が高く社債スプレッドの指標となることから、5年近傍の債券を有する銘柄を選んだ。

- 銘柄数:社債ゼロクーポンイールドの推定に必要なデータ数として各月末で5銘柄以上の債券を有する企業。

以上のルールで抽出された企業数は56社である。本研究ではSteeley[1991]のBスプラインモデルを使って社債ゼロクーポンイールドを推定した³。社債スプレッドは、社債のゼロクーポンイールドから同年限の国債のゼロクーポンイールドを引いた値とした。図表1に代表的な4銘柄の社債スプレッドの期間構造を示す。社債スプレッドはダイナミックに変動している様子が確認できる。

図表1:社債スプレッドの期間構造(4銘柄の例)



(注) 社債スプレッドの頻度は、月次。観測期間は1997.09-2011.12.

³ 社債のゼロイールドについては、ブートストラップ法によりゼロレートを求め3次スプラインで補間する方法も試みたが、全企業について1997年4月から2011年12月にわたり該当年限のフィッティングが良好であったBスプラインモデルを採用した。

4 Nelson-Siegel モデルを用いた社債スプレッドの期間構造の推定

Nelson-Siegel モデルは少数のファクターで金利の期間構造を表現できるモデルとして知られている。Nelson-Siegel モデルの長所は、イールドと期間構造ファクターの係数が線形関係になるので未知パラメータの推定が簡単に行える点、期間構造ファクターの係数の形状は、イールドカーブの「水準」「傾き」「曲率」に合致しており主成分分析の第一から第三主成分に似通っていることから実務上使いやすい点、イールドカーブのフィッティングや将来予測のパフォーマンスが優れている点などが挙げられる。一方、短所としては、残存期間の異なる債券の裁定機会を許してしまい、債券の価格付けに利用する場合に理論的整合性に欠ける点にある。Nelson-Siegel の 3 ファクターモデルを用いて社債スプレッドの期間構造を表現することも可能である。

ここで Nelson-Siegel モデルの期間構造ファクターを時変タイプにした Diebold and Li[2006] の国債の期間構造ファクターの定式化を社債に応用すると、 $l_{i,t}$, $s_{i,t}$, $c_{i,t}$ は社債スプレッドの「水準」「傾き」「曲率」と解釈できるので社債スプレッドの期間構造は以下のように定式化できる。

$$cs_{i,t}(\tau) = l_{i,t} + s_{i,t} \left(\frac{1 - e^{-\lambda\tau}}{\lambda\tau} \right) + c_{i,t} \left(\frac{1 - e^{-\lambda\tau}}{\lambda\tau} - e^{-\lambda\tau} \right) + v_{i,t}(\tau)$$

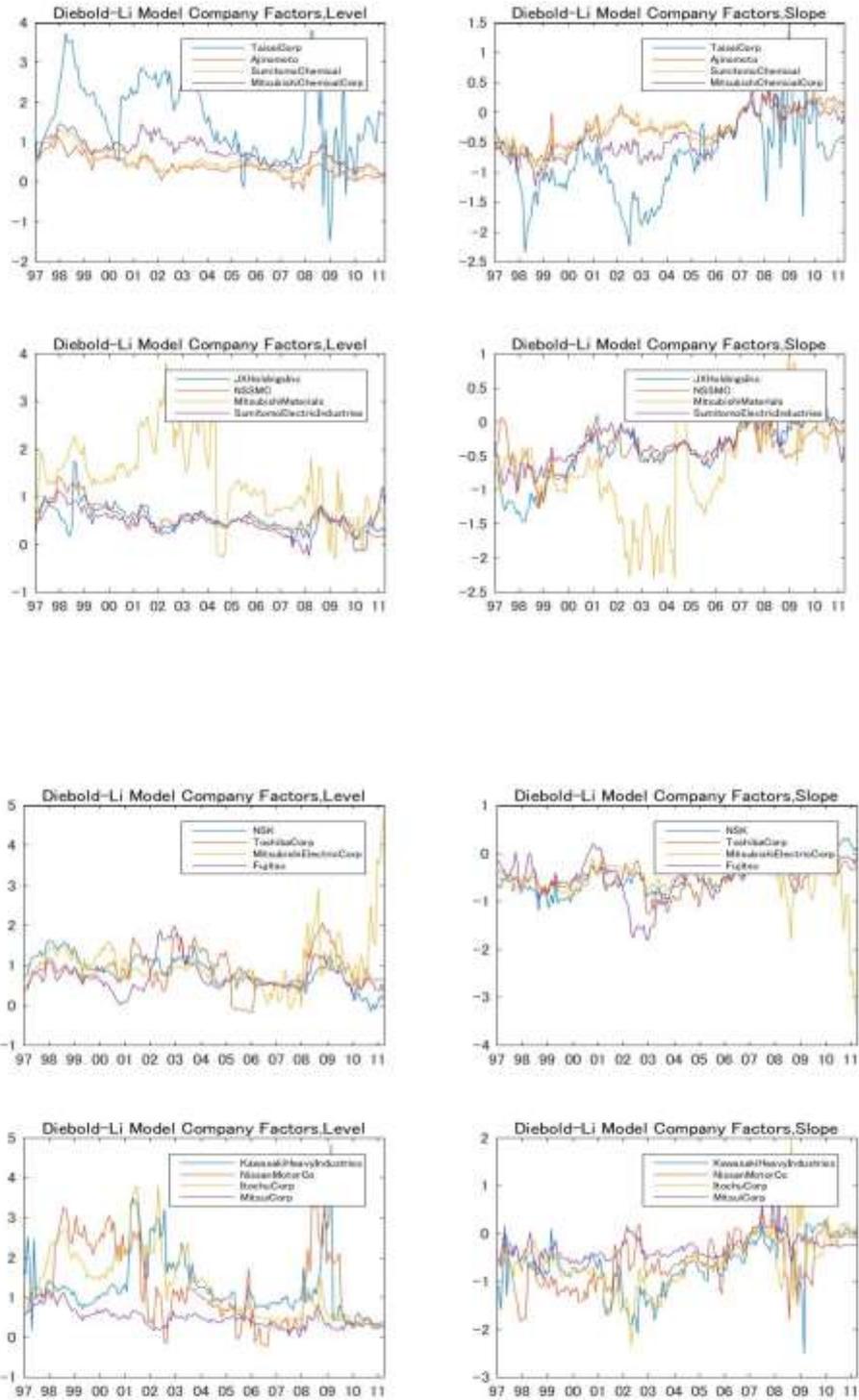
$cs_{i,t}(\tau)$: 銘柄, 期間 t 、残存期間 τ の社債スプレッド

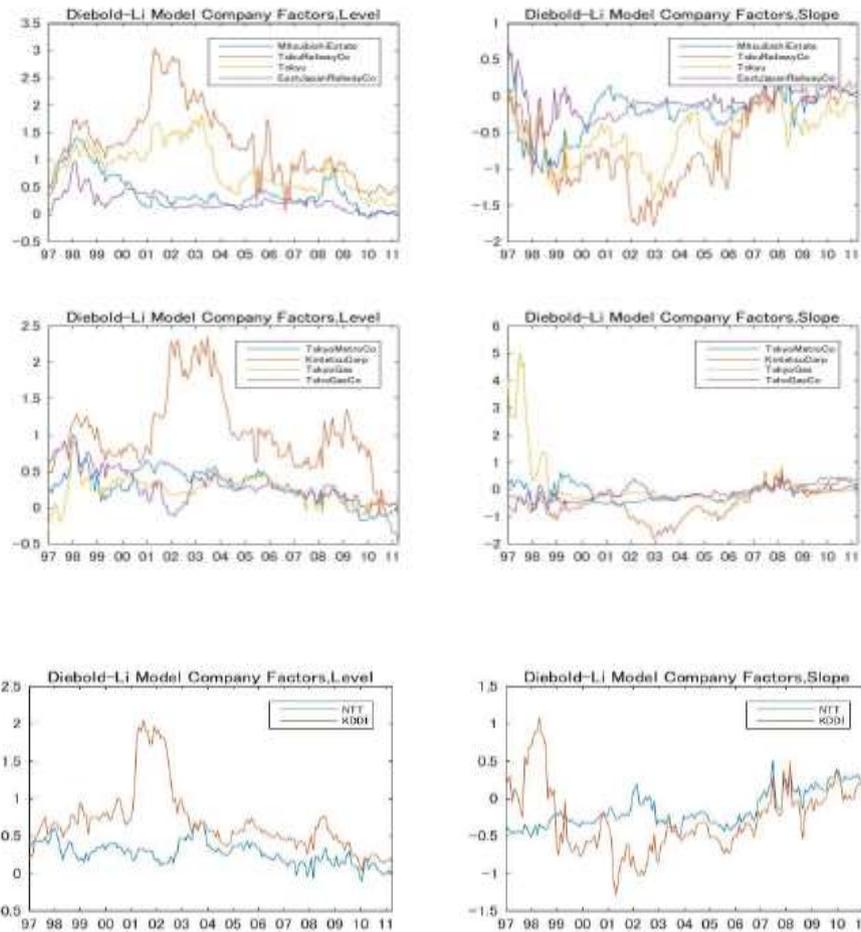
$l_{i,t}, s_{i,t}, c_{i,t}$: 社債スプレッドの期間構造ファクター

λ : 期間構造の形状を決定するパラメータ

図表 2 に Nelson-Siegel モデルにより推定された個別企業の「水準」「傾き」ファクターを示す。

図表 2。Nelson-Siegel モデルより推定された個別企業の「水準」「傾き」ファクター





(注): Nelson-Siegel モデルで推定された社債スプレッドの期間構造ファクター(水準、「傾き」ファクター。観測期間は 1997.09-2011.12

5 レジームスイッチング Dynamic Nelson-Siegel モデル

本章では、社債スプレッドの期間構造モデルにレジーム・スイッチを取り込んだモデルを新たに構築することにより、期間構造モデルの説明力を高めることを試みた。その際に、レジーム変化を司る推移確率がマクロ経済変数により 時間と共に変動するようなモデルを定式化した。

分析の結果、レジームを考慮した社債スプレッドの期間構造モデルは、レジームを考慮しない場合に比べて社債スプレッドを高い精度で表現できることが分かった。また、推移確率が一定の場合と比べて、推移確率が一定の場合と比べて、フィッティングの精度が向上することが確認できた。推移確率を駆動させるマクロ経済変数としては、株価リターン、株価ボラティリティなどのリスク回避を示す変数やテッドスプレッドといった市場の流動性が選択された。

5.1 レジームスイッチングモデルの定式化

平均回帰水準 μ にレジーム変化を考慮したモデルの状態方程式を以下のように定式化する。

$$\beta(t) - \mu^{S(t)} = A(\beta(t-1) - \mu^{S(t)}) + \eta(t)$$

B : 個別銘柄の期間構造ファクター $B=(l,s,c)$

μ^k : レジーム k に対応する期間構造ファクターの平均回帰ベクトル

$S(t)$: 時点 t のレジームを示す

以下では、レジーム変化を司る推移確率 P^Z が一定のモデルを DNSRS(fp)モデル、推移確率 $P^{Z(t)}$ が時点 t に依存しマクロ変数で駆動されるモデル⁴を DNSRS(tpv)モデルとそれぞれ呼ぶことにする。

5.2 状態空間モデルによる未知パラメータ推定

パラメータ推定には Kim and Nelson[1999]にならいい、状態空間モデルによる最尤法を採用した。Kim and Nelson[1999]との違いは、推移確率をマクロ変数により時間とともに変動するように定式化した点である。

状態空間モデルによる未知パラメータ推定結果を図表 3 に示す。

図表 3 パラメータ推定値の統計量

	平均値	中央値	第1四分位	第3四分位
μ_1^0	0.054	0.047	0.029	0.084
μ_1^1	-0.041	-0.037	-0.078	-0.003
μ_2^0	0.045	0.039	0.010	0.096
μ_2^1	-0.051	-0.045	-0.082	-0.023
μ_3^0	0.059	0.063	0.017	0.100
μ_3^1	-0.063	-0.065	-0.100	-0.038

(注 1) DNSRS(fp)モデルの回帰水準パラメータ μ の推定結果を示す。

⁴ P^Z は恒久的な構造変化を分析する際に用いる。一方、 $P^{Z(t)}$ は推移確率に影響を与えるようなマクロ変数を明示的にモデルに取り入れることにより、構造変化がマクロ変数により変化する分析に用いる。時変型の推移確率を用いたレジーム・スイッチングモデルの先行研究として、Filardo[1994]やDiebold, Lee and Weinbach[1994]などがある。

(注 2) 企業ごとに、 μ_2 が高いレジームをレジーム 0、低いレジームをレジーム 1 と判別しその中央値と第一四分位および第三四分位を示す。

図表 3 から μ_1^0 、 μ_1^1 、 μ_2^0 、 μ_2^1 、 μ_3^0 、 μ_3^1 の符号はそれぞれ逆向きの方向を示している。このことから、 μ_2 が高いレジーム、すなわち社債スプレッドの期間構造がフラットな局面では、社債スプレッドの水準が高く、曲率は上に凸の企業が多いことを示している。一方、 μ_2 が低いレジームである社債スプレッドの期間構造がスティーブな場合は、社債スプレッドの水準が低く、曲率は下に凸の企業が多いことを示している。

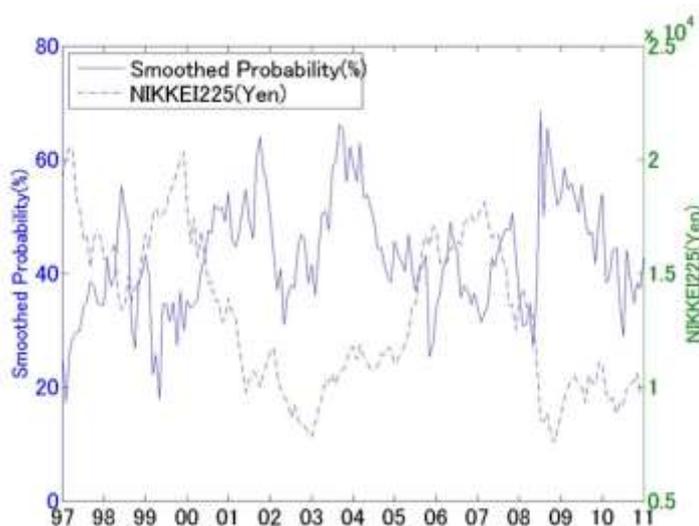
5.3 レジーム確率とマクロ経済環境との関係

本節では、推定されたレジーム確率の時系列的な推移について考察する。

図 4 の左軸は、DNSRS(fp)モデルのレジーム 1 の平滑化確率の時系列データについて対象企業 56 社の平均値を示したものである。

図 4 の右軸は、景況感を示す代表的な指標として日経平均株価を付記した。

図表 4: 平滑化確率と日経平均株価



(注) 左軸に平滑化確率の時系列データについて対象企業 56 社の平均値を示す。右軸に日経平均株価を示す。

平滑化確率と日経平均株価には、相関関係が確認できる。実際に両者の相関係数を計算すると約 -0.6 を示している。

特に、2000 年代前半と 2000 年代後半に金融危機などの局面で平滑化確率が上昇していることが確認できる。本邦の社債市場を振り返ると、2000 年代前半はマイカ

ルのデフォルト、同時多発テロ、エンロン破綻など市場センチメントを悪化させる材料が相次ぎ、企業の生産活動が抑制され、収益の悪化する企業が増加した。

また、2000年代後半の金融危機の局面では、リーマンブラザーズの破綻以降、景況感の悪化懸念などから株価指数は急落した。こうした景況感、市場センチメントの悪化を背景に社債スプレッドは急激に拡大した。社債投資家のリスク回避的な投資行動を背景に長期ゾーンが嫌気されたことからスプレッドの期間構造はスティープ化したと考えられる。

ここからは、DNSRS(tvp)モデルに使用するマクロ変数の選定について述べる。DNSRS(tvp)モデルは、推移確率を駆動させるマクロ変数 Z の選定がモデルの説明力を決定する。

マクロ変数の候補としては、景況感、クレジットファンダメンタルズ、市場センチメントなど、社債スプレッドの変動要因として通常考えられる指標が考えられる。これらの指標を統計的な検証を行わずにマクロ変数 Z を採用する方法も考えられるが、本研究では以下の方法のよりマクロ変数を選択した。

まず、社債スプレッドの変動要因として通常考えられる指標から、日経平均株価、日経平均ボラティリティインデックス(日経 VIX)、国債利回り、国債金利のボラティリティ(金利 Vol)、テッドスプレッド、個別企業株価ボラティリティ(株価 Vol)を候補指標として選択した⁵。

次に、ロジットモデル⁶を使って DNSRS(fp)モデルで推定された平滑化確率と、マクロ経済指数の関係を推定した。ここで、 $p_{\{fp\}}(t)$ は、DNSRS(fp)モデルで推定されたレジーム 1 の平滑化確率、 Z はマクロ経済指数、 α_0 および α_1 はロジットモデルの未知パラメータを示す。

$$p_{fp}(t) = \frac{1}{1 + \exp(-\alpha_0 - \alpha_1 Z(t-1))}$$

図表 5 ロジット単回帰式の t 値の社数比率

	日経平均株価	国債2年	日経VIX	金利Vol	テッドスプレッド	株価Vol
有意水準(5%)	75.0%	55.4%	55.4%	53.6%	60.7%	58.9%
有意水準(10%)	89.3%	73.2%	66.1%	67.9%	73.2%	69.6%

(注)ロジットモデル推定値の t 値のうち有意水準 5%および 10%で統計的に有意となった社数の比率を示す。

図表 5 が示すとおり、56 社のなかでは、日経平均株価、テッドスプレッド、企業株価

⁵ なお、鉱工業生産指数、消費者物価指数、負債比率など月次・四半期で公表される指標については、公表のタイミングが指標の日付とラグが生じているため、候補指標から除外した

⁶ Alexander and Kaeck[2008]は、レジーム確率とマクロ経済変数との関係を同様のロジット関数を用いて推定している。

ボラティリティが有意な社数の比率が高い値を示しており、これらの変数がレジーム・スイッチの主因となっていることが示唆される。この結果を踏まえ、DNSRS(tvp)の推移確率を駆動させるマクロ変数として、日経平均株価、テッドスプレッド、企業株価ボラティリティの 3 つを選ぶことにした。社債スプレッドと選択されたマクロ変数には以下のような関係が考えられる。

- ・ 日経平均株価

株価は、企業の成長性に対する市場心理を敏感に反映する。株価が下落すると、投資家のリスク回避姿勢が強まり、クレジット資産のリスク量を削減するために社債スプレッドがワイド化する傾向がある。また、株価指数は景況感の先行指標であり、株価が上昇すると企業収益見通しの改善を通じて社債スプレッドは縮小することが想定される。

- ・ テッドスプレッド

3 カ月 LIBOR と 3 カ月短期国債の差であるテッドスプレッドは短期金融市場の流動性を表す指標として用いられることが多い。一般に短期金融市場の流動性が逼迫すると銀行の信用リスクが意識され、LIBOR レートが上昇する。一方、短期国債利回りは、質への逃避から相対的に低下することにより

テッドスプレッドは上昇することが期待される。¥¥

- ・ 株価ボラティリティ(株価 Vol)

企業価値のボラティリティの代理変数として個別企業の株価の日次リターンのヒストリカルボラティリティを採用した。株価の日次リターンのボラティリティが上昇すると、企業価値のボラティリティの上昇につながり、社債スプレッドの上昇要因となる。

5.4 DNSRS(tvp)モデルのパラメータ推定値の検討

本節では、時変タイプのレジームスイッチングモデルのパラメータを検討する。

図表 6 に DNSRS(tvp)モデルの推移確率のパラメータ推定値の全サンプルの中央値、第一四分位、第三四分位を示す。

図表 6 DNSRS(tvp)モデルの推移確率に関するパラメータ推定値

パラメータ	日経平均株価			テッドスプレッド			株価 Vol		
	中央値	第 1 四分位	第 3 四分位	中央値	第 1 四分位	第 3 四分位	中央値	第 1 四分位	第 3 四分位
p_0	2.85	0.27	9.86	2.62	0.43	9.23	4.08	1.71	9.16
p_1	0.31	-1.42	2.77	-0.20	-2.10	2.74	-0.97	-3.90	-0.02
q_0	3.00	0.68	7.32	2.73	0.56	6.85	2.19	0.18	3.90
q_1	-0.11	-3.76	0.80	0.29	-0.77	3.57	0.01	-1.03	1.70

(注)DNSRS(tvp)モデルの推移確率に関するパラメータ推定値の分析対象先の中央値、第一四分位、第三四分位を示す。

図表 6 から以下のことが確認できる。ロジット関数の傾き p_1 および q_1 を見ると、推移確率のレジームによりマクロ変数の感応度や大きさが異なることが確認できる。

日経平均株価については、推移確率の係数 p_1 の中央値は正を示していることから、日経平均株価の上昇による景況感の改善が、社債スプレッドの期間構造をフラットな状態にとどまる確率を高めていること、

一方、日経平均株価が下落による景況感の悪化が社債スプレッドの期間構造をスティープな状態にとどまる確率を高めていることが示唆される。

テッドスプレッドや株価ボラティリティについては、推移確率の係数 p_1 の中央値は負を示していることから、同指標が上昇すれば、社債投資家のリスク回避的な投資行動を背景に、社債スプレッドがフラットな状態からスティープ化する確率が上昇する。一方、同指標が低下すれば市場センチメントの改善などを通じて社債スプレッドはフラットな状態にとどまる確率が高まることを示唆している。このようにパラメータ推定値の検討からマクロ変数と社債スプレッドのレジーム・スイッチは、概ね経済合理性に沿った動きを示していることが示唆される。

レジームスイッチング Dynamic Nelson-Siegel モデルの評価

本節では、DNS(indep), DNSRS(fp)およびマクロ変数ごとの DNSRS(tvp)のインサンプルデータに対する適合度を調べる。

分析方法としては、まず、個別企業ごとに社債スプレッドの推定誤差を計測し、視覚的にモデルの精度を比較する。

次に推定誤差が基準モデルと比べて小さな値を示す企業数などからモデルの評価を行う。最後に、AIC 情報量規準でモデル間の比較を行う。

図表 7 に社債スプレッドの期間構造モデルの RMSE を残存期間別に計測した結果を示す。全サンプル数の中央値を basis point で示す。加えて、モデル別に DNS(indep)モデルより低い RMSE を示す社数を合計し、全サンプル数で除した比率を示した。同比率が大きいほど、DNS(indep)モデルに比して予測精度の優れた企業が多いことを示す。図表 7 から確認できることは以下の通りである。

図表 7 モデル別 RMSE

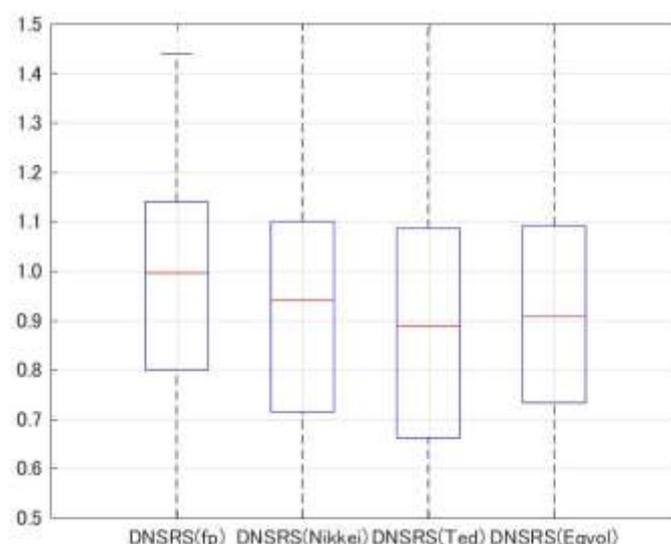
残存期間 (年)	DNS(indep)		DNSRS(fp)		DNSRS(tvp)					
	RMSE	比率	RMSE	比率	日経平均株価		テッドスプレッド		株価 Vol	
	RMSE	比率	RMSE	比率	RMSE	比率	RMSE	比率	RMSE	比率
1	1.57	39.3%	1.65	60.7%	1.59	42.9%	1.62	57.1%	1.64	41.1%
3	1.72	60.7%	1.76	64.3%	1.77	53.6%	1.73	51.8%	1.72	58.9%
5	2.33	69.9%	2.18	66.1%	2.35	66.1%	2.30	64.3%	2.37	66.1%
7	2.00	55.4%	2.00	51.8%	1.96	51.8%	1.97	55.4%	1.99	50.0%
8	1.59	60.7%	1.63	75.0%	1.57	75.0%	1.51	75.0%	1.55	69.6%

(注)社債スプレッドの期間構造モデルの RMSE を残存期間別に計測した。全サンプル数の中央値を basis point で示す。加えて、モデル別に DNS モデルより低い RMSE を示す社数を合計し、全サンプル数で除した比率を示した。同比率が大きいほど、DNS(indep)モデルに比して予測精度の優れた企業が多いことを示す。

残存期間別にみると、RMSE の中央値は、DNS(indep)、DNSRS (fp)、DNSRS(tvp)の 5 つのモデルともそれほど大きな差異は確認できない。社数の比率でみると、残存期間が 1 年では、DNSRS (fp)および DNSRS(tvp)は DNS(indep)モデルより推定誤差が小さい社数は 4 割から 6 割弱であったが、期間が長くなるにつれ、DNS(indep)モデルより推定誤差が小さい社数は増加することが確認できる。モデル間の比較では、1 年から 7 年までは DNSRS(fp)と DNSRS(tvp)モデルは社数の比率に大きな差異は見られないが、8 年では、DNSRS(tvp)モデルが高い社数を示しており推定誤差が相対的に小さい社数が多い。

次に、図表 8 で社債スプレッドの水準を調整した推定誤差のモデル間の比較を行った。

図表 8 箱ひげ図 RMSE の比率(残存期間 8 年)



(注 1) 各企業ごとに DNS(indep)モデルの RMSE を分母、DNSRS(fp)、DNSRS(tvp)の RMSE を分子にした比率を計算し、箱ひげ図で分布を示す。

(注 2) 分析対象は残存期間 8 年。

図表 8 からは、残存期間 1 年、5 年では DNSRS(fp)、DNSRS(tvp)モデルの箱ひげが、DNS(indep)モデルと同様の分布状況を示していることが確認できる。一方、残存期間 8 年では、DNSRS(fp)、DNSRS(tvp)モデルは箱ひげ図が下方に位置しており、DNS(indep)モデルと比べて推定精度が優れた社数が多いことが確認できる。次に図表 9 において、2 つのモデルを取り上げ、基準となるモデルに対して評価モデルの AIC が低い社数の比率を示す。同比率が大きいほど基準モデルに比べて評価対象モデルが適合度が高い社数が多いことを示す。例え DNSRS(fp)/DNS(indep) は、DNS(indep)モデルと比べ、DNSRS(fp)の AIC が低い社数の割合を示す。DNSRS(fp)モデルの比率は 100% を示しており全対象先が、DNS(indep)モデル

より小さい AIC を示している。また DNSRS(tvp)モデルについては、日経平均株価、企業株価ボラティリティ、テッドスプレッドの順に、DNS(indep)モデルより小さい AIC を示す比率が高いことが確認できる。次に、DNSRS(fp)モデルと DNSRS(tvp)モデルを比較すると、社数の比率が 6 割程度を示しており、情報量規準の観点か DNSRS(tvp)モデルが社債スプレッドデータの適合度が高いモデルであるということが分かった。

図表9 AICの社数比率の比較

DNSRS (fp) / DNS	DNSRS (tvp) / DNS			DNSRS (tvp) / DNSRS (fp)		
	NIKKEI225	TedSpread	Equity Vol	NIKKEI225	TedSpread	Equity Vol
100%	90%	87%	91%	61%	56%	65%

(注)モデルの優劣を比較するため、2つのモデルの社数の比率を示す。

同比率が大きいほど基準モデルに比べて評価対象モデルの適合度が高い社数が多いことを示す。例えば、DNSRS(fp)/DNS(indep)は、DNS(indep)モデルと比べ、DNSRS(fp)の AIC が低い社数の割合を示す。

以上の分析により、本邦社債スプレッドの推定に関しては、時変タイプのレジーム・スイッチング期間構造モデルの説明力が高いことが確認できた。

DNSRS(fp)のようにいかなる局面でも推移確率が同一のモデルに比べて、DNSRS(tvp)モデルは経済環境の変化を受けてダイナミックに変化する社債スプレッドの時系列特性を表現したモデルと考えられる。特に本研究で取り上げた株価関連指標および流動性指標が社債スプレッドの急激な変化をいち早くとらえ、推移確率の先行指標として有効に機能したと考えられる。

6 階層ファクターモデル

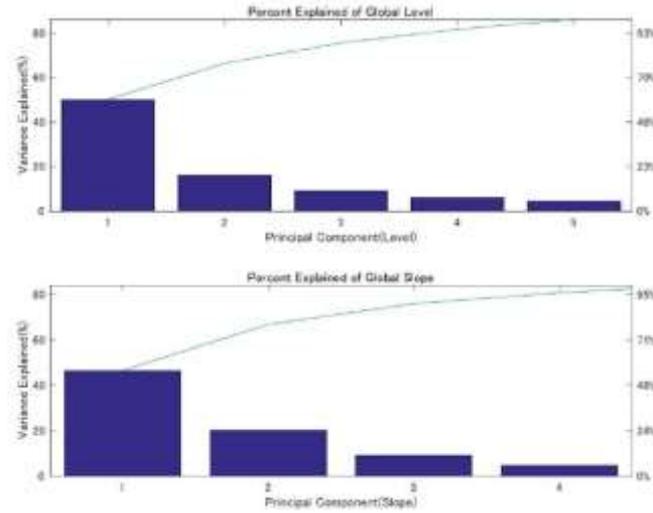
欧米の社債スプレッドに関する実証研究ではデータベンダーが提供する格付け別に集計された社債スプレッドを分析対象としている。

ところが、本邦の格付け別社債スプレッドは、欧米と比べ社債市場の厚みに乏しいため、ある特定の業種や銘柄の動きに左右され、本邦の社債スプレッドの代理指標としての利用には困難を伴う。

こうした問題意識の下、本研究では、先進諸国のイールドカーブを共通要因と各国固有の要因に分解した階層ファクターモデル(文献[5])を個別企業の社債スプレッドに適用し代理変数を構築した。これらの分析では、本研究では個別企業の社債スプレッドから本邦社債市場に共通する共通要因と個別企業要因を抽出した。

事前の分析として、第三章で推定された社債スプレッドの期間構造ファクターの主成分分析を行った。その結果を、図表 10 に示す。

図表 10: 主成分分析



(注) : 社債スプレッドの期間構造ファクターを主成分分析した結果を示す。

個別企業の Nelson-Siegel モデルをベースモデルとして階層ファクターモデルは、状態空間モデルとして以下の定式化される。

観測方程式

$$\begin{pmatrix} cs_{1,t}(\tau_1) \\ cs_{1,t}(\tau_2) \\ \dots \\ cs_{N,t}(\tau_J) \end{pmatrix}_{JN \times 1} = A \begin{pmatrix} \alpha_1^l \\ \alpha_1^s \\ \dots \\ \alpha_N^s \end{pmatrix} + B \begin{pmatrix} L_t \\ S_t \end{pmatrix} + A \begin{pmatrix} \epsilon_{1,t}^l \\ \epsilon_{1,t}^s \\ \dots \\ \epsilon_{N,t} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \nu_{1,t}(\tau_1) \\ \nu_{1,t}(\tau_2) \\ \dots \\ \nu_{N,t}(\tau_J) \end{pmatrix}$$

ここで、

N: 企業数

J: 満期の数

A および B: 期間構造の形状を決める行列

v: 観測誤差

L: 「水準」を示す共通要因

S: 「傾き」を示す共通要因

ϵ : 個別要因

$$A = \begin{pmatrix} 1 & \frac{1-e^{-\lambda\tau_1}}{\lambda\tau_1} & 0 & \dots & 0 \\ 1 & \frac{1-e^{-\lambda\tau_2}}{\lambda\tau_2} & 0 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & 1 & \frac{1-e^{-\lambda\tau_J}}{\lambda\tau_J} \end{pmatrix}_{JN \times 2N}$$

$$B = \begin{pmatrix} \beta_1^l & \beta_1^s \left(\frac{1-e^{-\lambda\tau_1}}{\lambda\tau_1} \right) \\ \beta_1^l & \beta_1^s \left(\frac{1-e^{-\lambda\tau_2}}{\lambda\tau_2} \right) \\ \dots & \dots \\ \beta_N^l & \beta_N^s \left(\frac{1-e^{-\lambda\tau_2}}{\lambda\tau_2} \right) \end{pmatrix}_{JN \times 2}$$

状態方程式

$$\begin{pmatrix} L_t \\ S_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \Phi_{11} & \Phi_{21} \\ \Phi_{12} & \Phi_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} L_{t-1} \\ S_{t-1} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} U_t^l \\ U_t^s \end{pmatrix}$$

状態方程式

$$\begin{pmatrix} \epsilon_{i,t}^l \\ \epsilon_{i,t}^s \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \phi_{i,11} & \phi_{i,21} \\ \phi_{i,12} & \phi_{i,22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \epsilon_{i,t-1}^l \\ \epsilon_{i,t-1}^s \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \mu_{i,t}^l \\ \mu_{i,t}^s \end{pmatrix}$$

U: 共通要因 L,S の誤差

μ : 個別要因 ϵ の誤差

Φ : 共通要因の VAR 行列の係数

ϕ : 個別要因の VAR 行列の係数

図表 11 に階層ファクターモデルの推定に利用した社債銘柄を列挙する。

図表 11: 推定に利用した個別銘柄リスト

#	Name	Industry	#	Name	Industry
No1	TaiseiCorp	Construction	No14	NissanMotorCo	Assembling
No2	AjinomotoCo	Primary materials	No15	ItochuCorp	Wholesale
No3	SumitomoChemicalCo	Primary materials	No16	MitsuiCorp	Wholesale
No4	MitsubishiChemicalCorp	Primary materials	No17	MitsubishiEstateCo	Real Estate
No5	JXHoldingsInc	Primary materials	No18	TobuRailwayCo	Transportation
No6	NipponSteelSumitomoMetalC	Primary materials	No19	TokyuCorp	Transportation
No7	MitsubishiMaterialsCorp	Primary materials	No20	EastJapanRailwayCo	Transportation
No8	SumitomoElectricIndustries	Primary materials	No21	TokyoMetroCo	Transportation
No9	NSK	Assembling	No22	KintetsuCorp	Transportation
No10	ToshibaCorp	Assembling	No23	TokyoGasCo	Utility
No11	MitsubishiElectricCorp	Assembling	No24	TohoGasCo	Utility
No12	Fujitsu	Assembling	No25	NIT	Telecommunications
No13	KawasakiHeavyIndustries	Assembling	No26	KDDICorp	Telecommunications

具体的なパラメータ推定手法としては、本研究では、まず、個別企業ごとに社債スプレッドの期間構造を推定した。

状態空間モデルを用いて、本邦個別銘柄の社債スプレッドを基に上記の社債市場に共通する社債スプレッドの期間構造ファクターを抽出した。

図表 12 は、推定されたパラメータを一覧したものである。おおむね、推定値の誤差は小さく統計的に有意なパラメータが推定できていることが確認できる

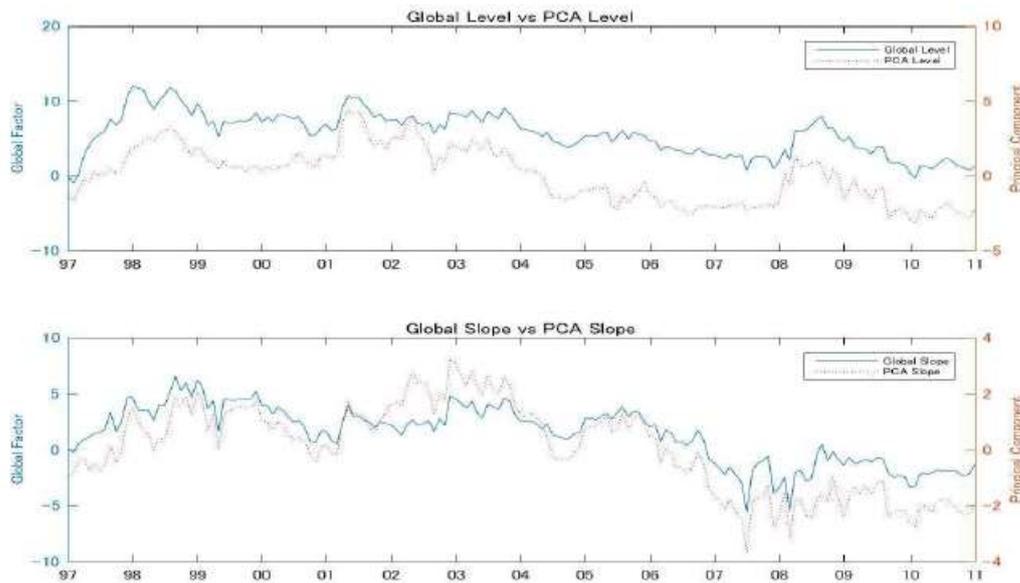
図表 12: 推定パラメータの一覧

State equation						Measurement equation					
Global factor						Mean reversion					
Φ_{11}	0.9723	**	Φ_{22}	0.927	**	$\alpha_{s,01}$	0.330	*	$\alpha_{s,14}$	0.149	*
Idiosyncratic factor						Sensitivity					
$\phi_{11,01}$	0.731	**	$\phi_{11,14}$	0.799	**	$\beta_{s,01}$	-0.157	**	$\beta_{s,14}$	-0.128	**
$\phi_{22,01}$	0.665	**	$\phi_{22,14}$	0.700	**	$\beta_{s,02}$	0.066	**	$\beta_{s,15}$	0.149	**
$\phi_{11,02}$	0.919	**	$\phi_{11,15}$	0.851	**	$\beta_{s,03}$	-0.115	**	$\beta_{s,16}$	-0.107	**
$\phi_{22,02}$	0.912	**	$\phi_{22,15}$	0.673	**	$\beta_{s,04}$	0.085	**	$\beta_{s,17}$	0.069	**
$\phi_{11,03}$	0.948	**	$\phi_{11,16}$	0.919	**	$\beta_{s,05}$	-0.108	**	$\beta_{s,18}$	-0.117	**
$\phi_{22,03}$	0.927	**	$\phi_{22,16}$	0.851	**	$\beta_{s,06}$	0.096	**	$\beta_{s,19}$	0.055	**
$\phi_{11,04}$	0.816	**	$\phi_{11,17}$	0.938	**	$\beta_{s,07}$	-0.121	**	$\beta_{s,20}$	-0.087	**
$\phi_{22,04}$	0.855	**	$\phi_{22,17}$	0.848	**	$\beta_{s,08}$	0.071	**	$\beta_{s,21}$	0.130	**
$\phi_{11,05}$	0.784	**	$\phi_{11,18}$	0.920	**	$\beta_{s,09}$	-0.101	**	$\beta_{s,22}$	-0.102	**
$\phi_{22,05}$	0.945	**	$\phi_{22,18}$	0.981	**	$\beta_{s,10}$	0.062	**	$\beta_{s,23}$	0.085	**
$\phi_{11,06}$	0.904	**	$\phi_{11,19}$	0.908	**	$\beta_{s,11}$	-0.094	**	$\beta_{s,24}$	-0.075	**
$\phi_{22,06}$	0.818	**	$\phi_{22,19}$	0.989	**	$\beta_{s,12}$	0.185	**	$\beta_{s,25}$	0.043	**
$\phi_{11,07}$	0.750	**	$\phi_{11,20}$	0.865	**	$\beta_{s,13}$	-0.151	**	$\beta_{s,26}$	-0.059	**
$\phi_{22,07}$	0.794	**	$\phi_{22,20}$	0.780	**	$\beta_{s,14}$	0.075	**	$\beta_{s,27}$	0.054	**
$\phi_{11,08}$	0.951	**	$\phi_{11,21}$	0.917	**	$\beta_{s,15}$	-0.099	**	$\beta_{s,28}$	-0.101	**
$\phi_{22,08}$	0.901	**	$\phi_{22,21}$	0.875	**	$\beta_{s,16}$	0.101	**	$\beta_{s,29}$	0.101	**
$\phi_{11,09}$	0.909	**	$\phi_{11,22}$	0.986	**	$\beta_{s,17}$	-0.120	**	$\beta_{s,30}$	-0.114	**
$\phi_{22,09}$	0.837	**	$\phi_{22,22}$	0.977	**	$\beta_{s,18}$	0.112	**	$\beta_{s,31}$	0.056	**
$\phi_{11,10}$	0.962	**	$\phi_{11,23}$	0.958	**	$\beta_{s,19}$	-0.108	**	$\beta_{s,32}$	-0.078	**
$\phi_{22,10}$	0.869	**	$\phi_{22,23}$	0.959	**	$\beta_{s,20}$	0.147	**	$\beta_{s,33}$	0.055	**
$\phi_{11,11}$	0.943	**	$\phi_{11,24}$	0.926	**	$\beta_{s,21}$	-0.139	**	$\beta_{s,34}$	-0.074	**
$\phi_{22,11}$	0.898	**	$\phi_{22,24}$	0.813	**	$\beta_{s,22}$	0.075	**	$\beta_{s,35}$	0.057	**
$\phi_{11,12}$	0.989	**	$\phi_{11,25}$	0.907	**	$\beta_{s,23}$	-0.101	**	$\beta_{s,36}$	-0.081	**
$\phi_{22,12}$	0.959	**	$\phi_{22,25}$	0.970	**	$\beta_{s,24}$	0.117	**	$\beta_{s,37}$	0.085	**
$\phi_{11,13}$	0.706	**	$\phi_{11,26}$	0.964	**	$\beta_{s,25}$	-0.119	**	$\beta_{s,38}$	-0.144	**
$\phi_{22,13}$	0.694	**	$\phi_{22,26}$	0.951	**						
Standard deviation of Idiosyncratic factor											
$\sigma_{s,01}$	0.526	**	$\sigma_{s,14}$	0.442	**						
$\sigma_{s,02}$	0.352	**	$\sigma_{s,15}$	0.277	**						
$\sigma_{s,03}$	0.059	**	$\sigma_{s,16}$	0.249	**						
$\sigma_{s,04}$	0.060	**	$\sigma_{s,17}$	0.357	**						
$\sigma_{s,05}$	0.042	**	$\sigma_{s,18}$	0.053	**						
$\sigma_{s,06}$	0.051	**	$\sigma_{s,19}$	0.106	**						
$\sigma_{s,07}$	0.064	**	$\sigma_{s,20}$	0.055	**						
$\sigma_{s,08}$	0.053	**	$\sigma_{s,21}$	0.106	**						
$\sigma_{s,09}$	0.122	**	$\sigma_{s,22}$	0.192	**						
$\sigma_{s,10}$	0.076	**	$\sigma_{s,23}$	0.141	**						
$\sigma_{s,11}$	0.056	**	$\sigma_{s,24}$	0.099	**						
$\sigma_{s,12}$	0.093	**	$\sigma_{s,25}$	0.120	**						
$\sigma_{s,13}$	0.406	**	$\sigma_{s,26}$	0.050	**						
$\sigma_{s,14}$	0.292	**	$\sigma_{s,27}$	0.114	**						
$\sigma_{s,15}$	0.077	**	$\sigma_{s,28}$	0.056	**						
$\sigma_{s,16}$	0.084	**	$\sigma_{s,29}$	0.129	**						
$\sigma_{s,17}$	0.079	**	$\sigma_{s,30}$	0.133	**						
$\sigma_{s,18}$	0.075	**	$\sigma_{s,31}$	0.093	**						
$\sigma_{s,19}$	0.173	**	$\sigma_{s,32}$	0.066	**						
$\sigma_{s,20}$	0.126	**	$\sigma_{s,33}$	0.305	**						
$\sigma_{s,21}$	0.376	**	$\sigma_{s,34}$	0.058	**						
$\sigma_{s,22}$	0.268	**	$\sigma_{s,35}$	0.106	**						
$\sigma_{s,23}$	0.093	**	$\sigma_{s,36}$	0.050	**						
$\sigma_{s,24}$	0.103	**	$\sigma_{s,37}$	0.056	**						
$\sigma_{s,25}$	0.488	**	$\sigma_{s,38}$	0.080	**						
$\sigma_{s,26}$	0.314	**	$\sigma_{s,39}$	0.124	**						

(注)社債スプレッドの月次データから推定された階層ファクターモデルのパラメータ推定値を示す。 ** * はそれぞれ95% および 90% 時計的有意であることを示す。企業の添え字は図表 11 に対応する。観測期間は 1997 年 9 月から 2011 年 12 月

次に階層ファクターモデルから推定された状態変数と個社ごとに推定した Nelson-Siegel モデルの第一主成分の時系列特徴を比較した。

図表13: 主成分の時系列推移と、共通要因の時系列推移



(注)階層ファクターモデルから推定された状態変数の時系列(実線)と個社ごとに推定した Nelson-Siegel モデルの第一主成分の時系列(破線)を示す。観測期間は 1997 年 9 月から 2011 年 12 月

図表 13 から主成分の時系列推移と、共通要因はおおむね似通った動きをしめすことが確認できる。

7 社債ポートフォリオのヘッジ手法の開発

本章では、共通要因モデルを用いて社債スプレッドの共通要因をヘッジする手法について説明する。

まず、個別銘柄の社債スプレッドの変動が、どの程度、共通要因で説明できるかを分散分解の手法を用いて定量的に調べた。次に、階層ファクターモデルを用いて、社債ポートフォリオのスプレッド変動リスクをヘッジする方法を示す

具体的には社債スプレッドの水準だけでなく、期間構造の傾き・曲率の変動をファクターモデルで定量化し、iTraxxJapan などの CDS 指数でヘッジする手法を開発した。ヘッジツールとしては、iTraxxJapan など実務で使われる CDS 指数を検討する。ヘッジ前後の投資パフォーマンスを比較検討する。

7.1 社債スプレッドの共通要因と個別要因の寄与度分析

個別銘柄の社債スプレッドの変動は、共通要因と個社固有の要因に分解できる。具体的には、階層ファクターモデルの推定値を用いて、以下の式で、個別銘柄の水準ファクターおよび傾きファクターの分散を共通要因の分散と個社固有の分散に分解した。

$$\begin{aligned}\text{var}(l_{i,t}) &= (\beta_i^L)^2 \text{var}(L_t) + \text{var}(\epsilon_{i,t}^L) \\ \text{var}(s_{i,t}) &= (\beta_i^S)^2 \text{var}(S_t) + \text{var}(\epsilon_{i,t}^S)\end{aligned}$$

分散分解の結果を、図表 14 に示す。個別銘柄に対して、社債スプレッドの変動の共通要因と個別要因の寄与度を「水準」ファクター、「傾き」ファクターに分けてしまったものである。図表 14 が示すとおり、大半の社債スプレッドの銘柄のうち、共通要因は 40 %から 60%程度の割合をしている。この結果から、共通要因は社債スプレッドの期間構造の変動を説明する重要な役割を果たしていることが確認できた。

図表 14 分散分解の結果

Level Factors Volatility						
	TaiseiCorp	AjinomotoCo	SumitomoChemicalCo	MitsubishiChemicalCorp	JXHoldingsInc	
Global Factor	70.2%	64.5%	59.8%	91.4%	43.0%	
Idiosyncratic Factor	29.8%	35.5%	40.2%	8.6%	57.0%	
NipponSteelSumitomoMetalC MitsubishiMaterialsCorp SumitomoElectricIndustrie NSK ToshibaCorp						
Global Factor	67.1%	73.4%	34.6%	82.5%	34.3%	
Idiosyncratic Factor	32.9%	26.6%	65.4%	17.5%	65.7%	
MitsubishiElectricCorp Fujitsu KawasakiHeavyIndustries NissanMotorCo ItochuCorp						
Global Factor	1.6%	29.1%	56.1%	57.7%	83.6%	
Idiosyncratic Factor	98.4%	70.9%	43.9%	42.3%	16.4%	
MitsuiCorp MitsubishiEstateCo TobuRailwayCo TokyuCorp EastJapanRailwayCo						
Global Factor	58.0%	43.8%	78.2%	83.9%	59.4%	
Idiosyncratic Factor	42.0%	56.2%	21.8%	16.1%	40.6%	
TokyoMetroCo KintetsuCorp TokyoGasCo TohoGasCo NTT KDDICorp						
Global Factor	76.4%	62.7%	35.5%	28.2%	40.0%	70.7%
Idiosyncratic Factor	23.6%	37.3%	64.5%	71.8%	60.0%	29.3%

Slope Factors Volatility						
	TaiseiCorp	AjinomotoCo	SumitomoChemicalCo	MitsubishiChemicalCorp	JXHoldingsInc	
Global Factor	61.8%	65.6%	59.3%	89.2%	50.2%	
Idiosyncratic Factor	38.2%	34.4%	40.7%	10.8%	49.8%	
NipponSteelSumitomoMetalC MitsubishiMaterialsCorp SumitomoElectricIndustrie NSK ToshibaCorp						
Global Factor	56.8%	50.5%	44.4%	84.0%	38.9%	
Idiosyncratic Factor	43.2%	49.5%	55.6%	16.0%	61.1%	
MitsubishiElectricCorp Fujitsu KawasakiHeavyIndustries NissanMotorCo ItochuCorp						
Global Factor	0.0%	42.3%	54.4%	54.6%	52.6%	
Idiosyncratic Factor	100.0%	57.7%	45.6%	45.4%	47.4%	
MitsuiCorp MitsubishiEstateCo TobuRailwayCo TokyuCorp EastJapanRailwayCo						
Global Factor	43.2%	43.6%	59.4%	64.2%	64.2%	
Idiosyncratic Factor	56.8%	56.4%	40.6%	35.8%	35.8%	
TokyoMetroCo KintetsuCorp TokyoGasCo TohoGasCo NTT KDDICorp						
Global Factor	43.9%	56.7%	0.0%	17.7%	55.9%	13.9%
Idiosyncratic Factor	56.1%	43.3%	100.0%	82.3%	44.1%	86.1%

(注) 個別銘柄に対して、社債スプレッドの変動の共通要因と個別要因の寄与度を示す。上図は、「水準」ファクター、下段は「傾き」ファクターを示す。観測期間は 1997 年 9 月から 2011 年 12 月

7.2 Nelson-Siegel モデルによるデュレーションの表現

本節では、社債ポートフォリオのスプレッドをヘッジする準備として、Nelson-Siegel モデルによるデュレーションの表現方法を述べる。

額面 F 、クーポンが τ 期に支払われる時点 0 の社債価格を以下で定義する。

$$P_{i,t} = \sum_{i=1}^m F_i \cdot \exp^{-\tau_i \cdot cy(t, \tau_i)}$$

Nelson-Siegel モデルにおいては、Andrea et al [1995], Willner[1996] and Martellini et al[2003]。に倣い、以下のようにデュレーション⁷を計算することができる。

DLY (2008)らのグローバルファクターモデルにおいては、このデュレーションはグローバルな「水準」と「傾き」ファクターに対するデュレーションと解釈することができる。

デュレーションは以下のように定義できる。

$$D_{0,t} = - \sum_{i=1}^m \tau \cdot L_t \cdot F_i \cdot e^{-cy}$$

$$D_{1,t} = - \sum_{i=1}^m \tau \cdot S_t \cdot F_i \cdot \left(\frac{1 - e^{-\lambda \tau}}{\lambda \tau} \right) e^{-cy}$$

7.3 CDS 指数を使ったシステムティックなスプレッドリスクのヘッジ

最終利回り (y) と社債価格 $P(y)$ に対して、社債ポートフォリオをヘッジすることを考える。ヘッジ資産を H と置くと、初期に P 円で投資した社債と、ヘッジ資産を ϕ 単位もつポートフォリオの価値を考える。共通要因 L と S が変動しても価値が変わらない社債ポートフォリオ P^* を構築することを考える。

$$P^* = P + \phi H$$

上記の式は、デュレーションで表現すると以下のように書き換えるため

$$\phi \$Dur(H) = -\$Dur(P)$$

最適なヘッジ比率は、ヘッジ資産のデュレーションに対するポートフォリオのデュレーションとなることがわかった。

$$\phi = - \frac{\$Dur(P)}{\$Dur(H)}$$

⁷最終利回りが 1% 変化した場合の債券価格の変化を示す

このヘッジ比率とヘッジ資産を用いて、社債投資の損失(収益)がヘッジ資産を使った収益(損失)で相殺することを考える。社債スプレッドのリスクをヘッジする資産としては、CDS(クレジットデフォルトスワップ)が考えられるが、本研究では、CDSのバスケット指数(iTraxx Japan index)を採用した。この指数を採用した理由は以下のとおりである。第一に、iTraxx Japan indexは、本邦のCDS指数のなかで、最も流動性が高く、個別銘柄のCDS指数よりも取引コストが安くヘッジ資産として優れている。第二に、CDSのバスケット指数を利用することにより、社債スプレッドのシステムティックリスク(つまり、社債市場全体の変動に起因するスプレッドの変動部分)をヘッジすることができる。同指数は、十分に分散された銘柄で構成されているため、社債市場全体の動きを捉える適切な指数と考えられる。

7.4 バイアンドホールド戦略

上記のヘッジ効果を確認するため、2つ投資戦略のバイアンドホールド戦略のパフォーマンスを比較した。バイアンドホールド戦略とは、一定の期間初期投資の銘柄を買い持つ投資戦略である。ここでは、流動性がもっと高いと考えられる5年債に投資した場合を考える。

共通要因(「水準 L」)をヘッジ後のリターンは以下のように計算できる。

$$\text{HedgedPortRet}^{L_t}(t) = \text{Ret}^{\text{bondport}} + \phi^{L_t} \cdot \text{Ret}^{\text{iTraxx}}$$

また、共通要因(「水準 L」および「傾き S」)をヘッジ後のリターンは以下のように計算できる。

$$\text{HedgedPortRet}^{L_t \text{ and } S_t}(t) = \text{Ret}^{\text{bondport}} + \phi^{L_t} \cdot \text{Ret}^{\text{iTraxx}} + \phi^{S_t} \cdot \text{Ret}^{\text{iTraxx}}$$

7.5 パフォーマンス評価

ポートフォリオのリターンを計算しパフォーマンスするためにシャープレシオ⁸を計算した。

図表 15 ヘッジ前後のシャープレシオの比較

	Sharp Ratio
No Hedge	0.2229
Hedging Global Level	0.3947
Hedging Global Level+Slope	0.4404

(注)シャープレシオは、残存5年の社債ポートフォリオのリターンから残存5年の国際のリターンを差し引いた超過リターンを社債ポートフォリオのリターンの標準偏差で除して求めた。

図表 15 から以下が指摘できる。第一に、社債スプレッドの共通要因をヘッジしたポー

⁸リスク(標準偏差)1単位当たりの超過リターン(リスクゼロでも得られるリターンを上回った超過収益)を測るもので、この数値が高いほどリスクを取ったことによって得られた超過リターンが高いこと(効率よく収益が得られたこと)を意味します。

トフォリオはヘッジしない場合のポートフォリオに比べ、良好なパフォーマンスを示すことが確認できる。

第二に、水準と傾きをヘッジしたポートフォリオの方が水準のみをヘッジしたポートフォリオよりも、パフォーマンスが優れていることが確認できる。これは、社債ポートフォリオの効率的に運用を考える場合は、スプレッドの水準だけでなく、傾きを含めた、社債スプレッドの期間構造全体を管理することの重要性を示唆している。

8 総括と今後の研究展望

最後に本研究の総括を行い、今後の展望を述べる。

第一の取り組みとして、レジーム・スイッチングを考慮した社債スプレッドの期間構造モデルを定式化し、実証分析を行った。さらに、期間構造ファクターの時系列的な変化に注目した投資戦略を考案し、投資パフォーマンスのシミュレーションを行った。

分析の結果、第一に、レジームを考慮した社債スプレッドの期間構造モデルは、レジームを考慮しない期間構造モデルに比べて社債スプレッドを高い精度で表現できることが分かった。レジームスイッチングを考慮した社債期間構造モデルの中では、レジームの推移確率が時間に依らず不変なモデルに比べて推移確率がマクロ変数の変化に伴って変動するモデルの方がデータに対する適合度が高いことが確認できた。第二に、モデルから推定されたレジーム確率と時系列的な特徴を調べた結果、社債スプレッドの期間構造のレジーム変化とマクロ経済変数には関係があることが分かった。

第二の取り組みとして、階層ファクターモデルを個別企業の社債スプレッドに適用し個別企業の社債スプレッドから本邦社債市場に共通する共通要因と個別企業要因を抽出した。その上でモデルの推定結果を用いて、社債ポートフォリオのヘッジ手法を開発した。分析の結果、共通要因は社債スプレッドの期間構造の変動を説明する重要な役割を果たしていることが確認できた。また、社債スプレッドの共通要因をヘッジしたポートフォリオはヘッジしない場合のポートフォリオに比べ、良好なパフォーマンスを示すことが確認できる。社債ポートフォリオの効率的な運用を考える場合は、スプレッドの水準だけでなく、傾きを含めた、社債スプレッドの期間構造全体を管理することの重要性を示唆している。

本研究全体を通じて既存研究にはない知見、および実務への有用性としては次の点が挙げられる。

まず、第一に先行研究には見られない推移確率がマクロ経済変数により時間とともに変動するようなレジーム・スイッチング期間構造モデルを定式化した。このようなレジーム・スイッチを組み入れた期間構造モデルは、2000年代後半の金融危機以降高まりをみせるソブリンリスクを内包した先進国や新興国の国債市場やCDSなど非定常性を示す資産にも応用が可能である。

第二に、階層ファクターモデルを用いて、社債ポートフォリオのスプレッドリスク管理手法を開発している。この手法により、個別企業要因とポートフォリオ固有の要因を定

量化することができるため、社債ポートフォリオの新しいリスク管理手法として実務への応用が期待できる。

今後の展望としては以下の点が指摘されよう。

第一にレジーム・スイッチを組み入れた期間構造モデルのパラメータ推定に際して、状態空間モデルによる最尤法を用いた。本モデルでは状態変数が独立に変動するモデルを前提としたためパラメータは比較的高い精度で推定できたが、レジームの数・レジーム・スイッチの対象(平均回帰水準, 状態変数の分散など)に応じてパラメータ数が膨大になる場合が想定される。このような場合は、マルコフ連鎖モンテカルロ法などを使った推定方法により推定精度の向上が期待できる。

第二に本調査期間で開発された階層ファクターモデルにレジーム変化を考慮したモデルの高度化が挙げられる。社債スプレッドのレジーム変化は、様々なマクロ経済要因によって変換することが明らかになった。社債ポートフォリオのヘッジ効率においても、レジームごとに、モデルから算出されるヘッジ比率を変えるなどきめ細かいリスク管理を行うことで、社債スプレッドのヘッジ効率の改善が期待できる。

参考文献

1. 大岡英興, 上野陽一, 一上響[2006], 「クレジットスプレッドに影響を及ぼすマクロ要因」『日銀レビュー・シリーズ』06-J-6。
2. 大山慎介, 杉本卓哉[2007], 「日本におけるクレジット・スプレッドの変動要因」『日本銀行ワーキングペーパーシリーズ』07-J-1。
3. 荻島伸和, 笠利宏[2000], 「アフィン・モデルを用いた債券ポートフォリオ管理」『証券アナリストジャーナル』2000. 12, 63-75
4. 白須 洋子, 米澤 康博[2008], 「社債流通市場における社債スプレッド変動要因の実証分析」『現代ファイナンス』 24, 101-127。
5. Andrea J Heuson, Thomas F. Gosnell Jr., and W. Brian Barrett[1995], "Yield Curve Shifts and the Selection of Immunization Strategies," *Journal of Fixed Income*, 53-64
6. Alexander, C., & Kaeck, A. (2008). Regime dependent determinants of credit default swap spreads. *Journal of Banking & Finance*, 32(6), 1008-1021.
7. Bansal, R., & Zhou, H. (2002). Term structure of interest rates with regime shifts. *The Journal of Finance*, 57(5), 1997-2043.
8. Bernadell, C., Coche, J., & Nyholm, K. (2005). Yield curve prediction for the strategic investor. *ECB Working paper series*, 472.
9. Barrett, W. Brian, T. F. Gosnell, Jr., and A. J. Heuson[1995]. "Yield Curve Shifts and the Selection of Immunization Strategies." *Journal of Fixed Income*, 5(2), 53-64.
10. Chou Jian-Hsin, Yu Hong-Fwu, Chang Chien-Yun[2008], "The Use of Term

Structure Information in the Hedging of Japanese Government Bonds," *Proceedings of the 2008 3rd International Conference on Innovative Computing Information and Control*

11. Collin - Dufresne, P. , Goldstein, R. S. , & Martin, J. S. (2001). The determinants of credit spread changes. *The Journal of Finance*, 56(6), 2177-2207.
12. Dai, Q. , & Singleton, K. J. (2000). Specification analysis of affine term structure models. *The Journal of Finance*, 55(5), 1943-1978. .
13. Dai, Q. , Singleton, K. J. , & Yang, W. (2007). Regime shifts in a dynamic term structure model of US treasury bond yields. *Review of Financial Studies*, 20(5), 1669-1706.
14. Diebold, F. X. , Lee, J. H. , & Weinbach, G. C. (1994). Regime switching with time-varying transition probabilities . *Business Cycles: Durations, Dynamics, and Forecasting*, 144-165.
15. Diebold, F. X, L Ji, C Li[2004], "A Three-Factor Yield Curve Model: Non-Affine Structure, Systematic Risk Sources, and Generalized Duration," *Working Paper*.
16. Diebold, F. X. , & Li, C. (2006). Forecasting the term structure of government bond yields. *Journal of econometrics*, 130(2), 337-364.
17. Diebold, F. X. , Li, C. , and Yue, V. Z[2008]. "Global yield curve dynamics and interaction: A dynamic Nelson-Siegel approach," *Journal of Econometrics*, 146, ~351-363.
18. Dionne, G. , Gauthier, G. , Hammami, K. , Maurice, M. , & Simonato, J. G. (2011). A reduced form model of default spreads with Markov-switching macroeconomic factors. *Journal of Banking & Finance*, 35(8), 1984-2000.
19. Filardo, A. J. (1994). Business-cycle phases and their transitional dynamics. *Journal of Business & Economic Statistics*, 12(3), 299-308.
20. Fisher, M. , Nychka, D. W. , & Zervos, D. (1995). Fitting the term structure of interest rates with smoothing splines. *Finance and Economics Discussion Series*, Federal Reserve Board, 95-1.
21. Garcia, R. , & Perron, P. (1996). An analysis of the real interest rate under regime shifts. *The Review of Economics and Statistics*, 111-125.
22. Gray, S. F. (1996). Modeling the conditional distribution of interest rates as a regime-switching process. *Journal of Financial Economics*, 42(1), 27-62. .
23. Hamilton, J. D. (1989). A new approach to the economic analysis of nonstationary time series and the business cycle. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 357-384.
24. Kim, C. J. , & Nelson, C. R. (1999). State-space models with regime switching: classical and Gibbs-sampling approaches with applications. *MIT*

Press Books, 1.

25. Krishnan, C. N. V. , Ritchken, P. H. , & Thomson, J. B. (2010). Predicting credit spreads. *Journal of Financial Intermediation*, 19(4), 529-563.
26. Lando, D[1998], "On Cox Processes and Credit-Risky Securities," *Review of Derivatives Research*,2(2-3),99-120.
27. Landen, C. (2000). Bond pricing in a hidden Markov model of the short rate. *Finance and Stochastics*, 4(4), 371-389.
28. Levant, J. , & Ma, J. (2016). A dynamic Nelson-Siegel yield curve model with Markov switching. *Economic Modelling* ,
29. Litterman, R. B. , & Scheinkman, J. (1991). Common factors affecting bond returns. *The Journal of Fixed Income*, 1(1), 54-61.
30. Maalaoud ,Dionne and Francois[2009], "Credit Spread Changes within Switching Regimes," *Working Paper*
31. Martellini, L, and Meyfredi, J. C. [2007], "A Copula Approach to Value - at - Risk Estimation for Fixed - Income Portfolios", *Journal of Fixed Income*,17(1),5-15.
32. Merton, R. C. (1974). On the pricing of corporate debt: The risk structure of interest rates. *The Journal of finance*, 29(2), 449-470.
33. Nakashima, K. , and M. Saito[2009], "Credit Spread on Corporate Bonds and the Macroeconomy in Japan," *Journal of the Japanese and International Economies* 23(3), 309-331.
34. Nelson, C. R. , & Siegel, A. F. (1987). Parsimonious modeling of yield curves. *Journal of business*, 473-489.
35. Nyholm, K. (2007). A new approach to predicting recessions. *Economic Notes*, 36(1), 27-42.
36. Martellini,Priaulet,and Priaulet[2003],"Fixed Income Securities:Valuation,Risk Management and Portfolio Strategies,"
37. Pavlova, I. , Hibbert, A. M. , Barber, J. R. , & Dandapani, K. (2015). Credit Spreads and Regime Shifts. *The Journal of Fixed Income*, 25(1), 58-74.
38. Shaw, F. , Murphy, F. , & O'Brien, F. (2014). The forecasting efficiency of the dynamic Nelson-Siegel model on credit default swaps . *Research in International Business and Finance*, 30, 348-368.
39. Steeley, J. M. (1991). Estimating the Gilt - edged Term Structure: Basis Splines and Confidence intervals. *Journal of Business Finance & Accounting*, 18(4), 513-529.
40. Xiang, J. , & Zhu, X. (2013). A regime-switching Nelson-Siegel term structure model and interest rate forecasts. *Journal of Financial Econometrics*, 11(3), 522-555.

41. Zhu, X. , & Rahman, S. (2009). *A Regime-Switching Macro-Finance Model of the Term Structure*. working paper, Nanyang Technological University. [428].
42. Willner,R[1996],"A New Tool for Portfolio Management:Level,Slope and Curvature Durations," *Journal of Fixed Income*,48-59
43. Wu,X. [2000], ``A New Stochastic Duration Based on the Vasicek and CIR Term Structure Theories", *Journal of Business Finance & Accounting*,27(7-8),,911-932.

本研究に関連する研究発表と発表論文リスト

[学術論文]

1. “Regime Switching Dynamic Nelson-Siegel Modeling to Corporate Bond Yield Spreads with Time-Varying Transition Probabilities ”
Journal of Applied Business and Economics, 19(5), 2017, 単著, 査読有。(採択済み)

[学会発表]

3. “A Macro-Financial Analysis of the Term Structure of Credit Spreads in Japanese Corporate Bond Market ”『日本経済学会 2016 年秋季大会』2016 年 9 月, 1~20 頁, 単独発表。
4. “A Macro-Financial Analysis of the Term Structure of Credit Spreads in Japanese Corporate Bond Market” 『日本金融・証券計量・工学学会 (JAFEE) 2016 年 夏季大会 』2016 年 8 月, 単独発表。

本邦社債スプレッドのマクロファイナンス分析 大阪大学中之島ワークショップ
金融工学・数理計量ファイナンスの諸問題 2016 年 12 月 2 日