

市場で観測できない要因を考慮した 金融機関の信用ポートフォリオのリスク管理について

野村アセットマネジメント株式会社 廣中 純

Jun Hironaka

Nomura Asset Management Co., Ltd.

1. はじめに

銀行等の金融機関はバーゼル規制の下で、自社が保有する信用リスクのあるポートフォリオ(以下「信用ポートフォリオ」という)について、デフォルト確率、デフォルト時損失(Loss Given Default, LGD)という、景気後退期を考慮した LGD(以下、「景気後退期 LGD」という)および信用 VaR(Value at Risk)等の信用リスク量を算出する。2007 年に顕在化したサブプライム問題や 2008 年 9 月のリーマン・ブラザーズの破綻を契機に拡大したグローバルな金融・経済危機における状況を鑑み、金融機関の自己資本比率の安定的な維持を目的に導入されたバーゼルⅢは、金融機関に対して自己資本の質・量の改善や景気後退期に取り崩しが可能となる追加的な資本の積み増し(資本バッファー)等を要請している。こうした新しい規制が金融機関の経営戦略や自社ポートフォリオの信用リスク量の算出プロセスに及ぼす影響は大きいと考えられる。

しかしながら、金融機関の自己資本比率は経済や金融環境に大きく左右されるため、その安定的な水準の維持は容易ではない。例えば景気拡大(好況)時には、高い水準の自己資本比率を維持できるため、金融機関は過度にリスクを取ることが可能となる。一方、景気後退(不況)時には、債務者のデフォルト確率やデフォルト時損失が悪化、金融機関のリスクアセットの増加に伴う自己資本比率の低下を通じて、企業や個人に対する貸出等の信用供与が抑制される。その結果、景気の変動をより増幅させる傾向がある点が指摘されている²。

また、格付機関による、投資対象の信用リスク判断の基準となる格付方式は、景気変動を加味し中長期的に安定した「TTC(Through-the-Cycle)格付³」へと移行しつつあり、これはバーゼルⅢにおける格付の考え方に準拠するものである。

以上により、金融機関はバーゼルⅢへの対応のため、金利・株価等のマクロ要因や、社債市場等の、日本のクレジット市場全体の信用リスクの変動、すなわち、信用サイクル(例:金融機関による信用供与額の拡大・縮小)を踏まえた自社ポートフォリオの信用リスク管理を行う必要があると考えられる。

本研究は、上記を踏まえた信用ポートフォリオ管理方法として、Yamanaka et al.(2012)や

¹ 主な内容は次の通り。①自己資本の質・量の改善策としての最低自己資本比率の引き上げ(最低所要普通株等 Tier1 比率および Tier1 比率の最低水準を、各々 4.5%、6.0%に引き上げ)、②国際的に活動する銀行に対する流動性基準の導入[流動性カパレージ比率(LCR)、安定調達比率(NSFR)]の導入、③レバレッジを抑制するレバレッジ比率の導入、④ストレス時に取り崩しが可能な資本バッファーを好況時に積み立て(参考資料 1 および 2 を参照)、⑤ストレス時の高度化。

² プロシクリシティ(景気変動増幅効果)と呼ばれる。

³ TTC 格付は、格付の対象となる債務者の直近の決算期の状況ではなく、長期の景気変動の影響を勘案して決定される。そのため、景気の局面に応じて、格付毎のデフォルト確率が変動する(ある債務者に付与された格付は景気の局面に関わらず一定)という特徴がある。一方、格付機関の従来の格付手法である Point-in-Time(PIT)格付は、債務者の直近の決算期の状況を重視して決定される。PIT 格付は、景気の局面に応じて債務者に付与される格付が変動する(景気悪化局面では格下げ、景気改善局面では格上げがなされやすい)点に特徴がある。

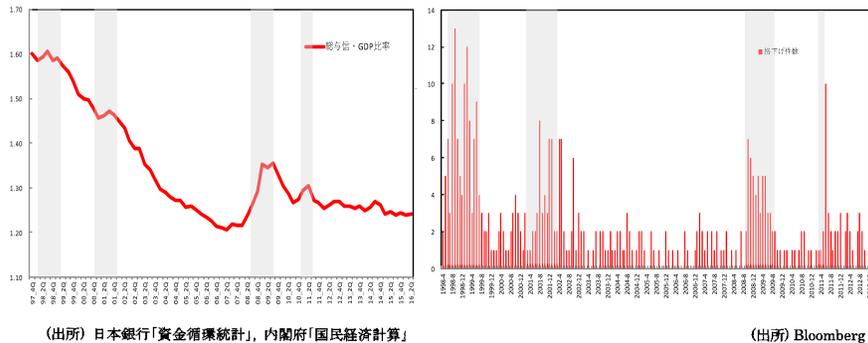
Azizpour et al.(2012)で示された強度モデルを拡張し、市場で観測可能なファクター[マクロ要因および信用イベント(格付機関による発行体格付の変更:格上げ・格下げ・デフォルト)]のほか、市場で直接観測することができないあるファクター(それを frailty と名付ける)の存在を仮定し、これらを考慮した信用イベントの発生強度を表すモデルを提案する。また本モデルにより、信用サイクル変動要因の説明を試みる。

具体的には、信用イベントが信用サイクルの代理変数であると仮定したうえで、「格付け・格下げ・デフォルト」の3つの信用イベントの発生しやすさ(発生強度)を表すモデルを構築し、そのパラメーターを推定する。次に、本モデルを構成するファクター(マクロ要因、frailty および過去の信用イベントの影響)の組み合わせによる、本モデルの説明力の差異に対する検証を行う。また、信用サイクルの変動要因を探るため、frailty と信用サイクルとの関連性について考察する。

ここで、日本のクレジット市場における信用サイクルの例として、日本銀行が公表する「総与信・GDP比率」を挙げる⁴。総与信・GDP比率は、同行が公表する資金循環統計における企業・家計等向けに対する民間金融機関貸出等の合計値をGDPで除した数値と定義される。

図1は、総与信・GDP比率の推移(左図、対象期間:1997年12月-2016年6月)、および格付投資情報センター(R&I)が公表する発行体格付のうち、格下げ件数の推移(右図、対象期間:1998年4月-2012年12月)を示したものである。また、図中の網掛けは「景気後退期」を表し、同行が公表する景気動向指数のうちComposite Index値が3期以上にわたり連続して下落した期間とした(総与信・GDP比率が上昇している期間⁵が「景気後退期」に相当する)。

(図1) 総与信・GDP比率の推移および格下げ件数(R&I)の推移



上記の対象期間を通じ、金融機関の総与信額はほぼ一定の水準で推移する一方で、GDPは景気動向により大きく変化し、これが信用サイクルの変動要因となっている。そのため、金融機関が信用サイクルを勘案したうえで自社ポートフォリオの信用リスク管理を実施することには困難が伴う。また、格下げ件数が増加している期間は景気後退期とほぼ一致していることがわかる。

⁴ 金融システムレポートにて公開されている。各国の中央銀行が公表する信用サイクルも同様に定義されている例が多い。

⁵ 図1の網掛け部分(景気後退期)は、各々、1997年第4四半期-1998年第3四半期:アジア通貨危機時、2001年第1四半期-2002年第1四半期:ネットバブル崩壊時、2008年第2四半期-2009年第1四半期:リーマン・ショック時、2011年第1四半期-同年第2四半期:東日本大震災時を示している。

以上より、日本のクレジット市場全体の信用サイクルは、格付機関による信用イベント(格上げ・格下げ・デフォルト)に代替し得ると考えられる。⁶

2. 先行研究

過去のデフォルト実績、経済指標等のマクロ要因や frailty をファクターとして、デフォルトの集積(default clustering)要因の説明やポートフォリオの格付推移確率の推定を行った先行研究を紹介する。

まず Koopman et al.(2009)は、Standard & Poor's による格付推移データおよび格付対象企業のデフォルトデータに基づき、マクロ要因(GDP・マネーサプライ・インフレ率等)と格付推移との関連性を検証し、格付の変更、特に格下げとデフォルトに大きく影響するのは latent factor、すなわち frailty であり、マクロ要因の影響は限定的であるとの分析結果を示した。

なお Koopman et al.(2009)では、格付推移の強度(企業 k が格付推移タイプ j に推移する強度を比例ハザード過程で表すとともに、frailty は AR(1)過程に従うと仮定した。

次に Duffie et al.(2009)は、金融機関を除く米国上場企業のデフォルト強度モデルにより、マクロ要因(株価指数・米国債利回り等)や Moody's による過去のデフォルト実績(対象期間:1974年-2004年)等の観測可能なファクターに加え、個別企業間のデフォルトの依存構造に強い影響を及ぼすと考えられる観測不可能な common dynamic latent ファクター、すなわち frailty の存在を検証した。

Duffie et al.(2009)では、個別企業のデフォルト強度を比例ハザード過程で表す。また frailty は Ornstein-Uhlenbeck (OU)過程に従うとする。これらの仮定に基づき、デフォルト強度の尤度関数を最大にするパラメーター・セットを最尤法により推定し、個別企業に共通かつ観測不可能なファクター(frailty)の時系列推移および条件付きの事後分布を推定した。⁷

また Yamanaka et al.(2012)は、R&I による日本企業の格付変更データに基づき、日本経済全体の信用イベント(格上げ・格下げ・デフォルト)を表す強度モデルを提案した。なおモデルは自励的(self-exciting)過程、かつ状態依存するものと仮定した⁸。

更に確率的細分化(random thinning)により、日本経済全体の信用イベントの発生強度を個別ポートフォリオの信用イベント発生強度に割り当てたうえで、個別ポートフォリオの信用 VaR 等のリスク量を推定した。

最後に、本研究で提案する信用イベント発生強度モデルを構築する際に参考とした Azizpour et al.(2012)では、Moody's による過去のデフォルト実績(対象期間:1970年-2010年)、マクロ要因および frailty の3つのファクターにて米国経済全体のデフォルト強度モデルを構築し、米国企業

⁶ 日本銀行が公表する総与信額には、格付機関による格付が付与されていない企業に対する与信額が含まれており、これも信用サイクルを構成する要素であると考えられるが、本研究では勘案しない。また上場企業を含め約120万社の企業の信用状況の調査業務を行う株式会社帝国データバンクが公表する倒産データ(倒産時の負債総額が1,000万円以上の企業で構成)によると、2005年5月以降の月間倒産件数は約900件に及ぶ。リーマン・ショック前後においても約1,100件と大きな変化はないことから、金融機関の与信先企業に対する与信の内容が変化しているものと考えられる。そのため、本研究における信用サイクル分析のためのデータには適さないと考えられる。

⁷ 具体的には EM(expectation-Maximization) algorithm を応用し、frailty のパラメーター k および h を推定するため、frailty のサンプル・パスを Markov Chain Monte Carlo の Gibbs Sampler にて生成する。

⁸ スタンフォード大学の Giesecke 等が提唱する「トップダウン・アプローチ」を信用リスクモデルの基本概念とする。トップダウン・アプローチでは、ポートフォリオを構成する個別債務者の信用リスクの特性をひとまず置き、ポートフォリオ内でデフォルトイベントがいつ発生するのかに注目する。

におけるデフォルト集積の要因が主に frailty とデフォルトの伝播(default contagion)にある点を明らかにした。なお参考資料 1 に、主な先行研究における frailty の前提やマクロ要因の種類等をまとめた。

なおこれまでに、日本のクレジット市場全体の信用リスクの変動を説明することを目的として、市場で観測可能なファクターに加え、市場で観測できない frailty ファクターを考慮した信用イベントの発生強度モデルを提示した先行研究は存在しないと考える。また信用サイクルの変動と frailty ファクターとの関連性を検証する試みは、パーゼルⅢにより金融機関に導入される資本バッファ―推定やシステミック・リスクの計測手法等への適用につながる可能性があると考えられるため、新規性を有すると思われる。

3. 信用イベント発生強度モデル

本章では、Koopman et al.(2009)、Yamanaka et al.(2012)および Azizpour et al.(2012)⁹で提示された強度モデルを拡張し、観測可能なファクター(マクロ要因・信用イベント)と観測不可能なファクター(frailty)を考慮した、信用イベントの強度(intensity)を表すモデルを示す。

まず信用イベントの発生強度モデルの内容について説明する。フィルトレーション付きの完備確率空間を $(\Omega, \mathcal{F}, (\mathcal{F}_t), \mathbb{P})$ [(\mathcal{F}_t) :完全フィルトレーション], $0 < T_1^i < T_2^i < \dots \in \{\mathcal{F}_t\}$ 適合な点過程とする(T_n^i : イベント*i*の発生時刻)。また観測フィルトレーション $(\mathcal{G}_t)_{t \geq 0}$ ¹⁰の下での計数過程を $N_t = \sum_{n \geq 1} 1_{\{T_n^i \leq t\}}$ 、 λ_t^i を N_t^i に対する (\mathcal{F}_t) 補正過程とすると、 $N_t^i - \int_0^t \lambda_s^i ds$ は局所マルチンゲールとなる。

また信用イベントを格付の変更([$i = 1$ (格上げ), $i = 2$ (格下げ), $i = 3$ (デフォルト)])とし、「格付け・格下げ・デフォルト」の3つの信用イベントが発生する強度を表すモデルを考える。また、信用イベントである格付の変更が、日本のクレジット市場全体の信用拡張・信用収縮(信用サイクル)の代理変数であると仮定する。

以上の前提に基づき、信用イベント発生の強度モデルを次式で表す。

$$\lambda_t^i = \exp(a_0 + \sum_{k=1}^d a_k X_{k,t}) + bY_t + \delta \sum_{n \leq N_t^i} \exp(-\kappa(t - T_n^i)) \ell(R_n^i) \quad (1)$$

各々の変数の内容は以下の通りである。

X_t : マクロ要因(観測可能なファクター)¹¹

$$X_{(j+1)\Delta} = X_{j\Delta} + \mu(X_{j\Delta}, j) + \sigma(X_{j\Delta}, j)(\Delta W_{(j+1)\Delta}^x - W_{j\Delta}^x), \quad X_t = X_{j\Delta}, \quad j\Delta \leq t \leq (j+1)\Delta, \quad j \in \mathbb{N}$$

⁹ 直近の working paper のバージョンは Azizpour et al.(2016)であるが、本研究の軸となる filtered intensity の計算方法に関する記述については、旧バージョンである Azizpour et al.(2012)に詳しい。また、本研究の理論面の背景については、Giesecke and Schwenkler (2014)を参照した。

¹⁰ 観測値は、「マクロ要因」「信用イベント(格付の変更)の発生件数」の2種類である。

¹¹ GDP 成長率、鉱工業生産成長率、株価指数(TOPIX・日経平均株価指数等)のリターン、同ボラティリティ、日本国債10年物の利回り、短期国債・長期国債のイールドスプレッド、社債のイールドスプレッド(AAA-BBB)等。格付変更件数との回帰分析により、観測可能なファクターを選択する(本研究では、GDP 成長率、TOPIX リターンおよび短期・長期国債のイールドスプレッドの3つを選択)。なお参考資料 2 に、信用イベントとマクロ要因の回帰分析の結果を示した。

Y_t : frailty(観測不可能なファクター)¹²

$$dY_t^k = z^k(c^k - Y_t^k)dt + \sqrt{Y_t^k}dW_t^k, \quad z, k \geq 0, \quad 2zc \geq 1 \quad W_t = (W_t^x, W_t^y)$$

$\sum_{n \leq N_t^i} \exp(-\kappa(t - T_n^i)) \ell(R_n^i)$: 過去の信用イベントの影響(観測可能なファクター)¹³

すなわち、本研究におけるモデルは、「観測可能なファクター」「frailty」「過去の信用イベントの影響」の3ファクターにより構成される。

(1)式に基づく下記の尤度関数 $\mathcal{L}_\tau(\theta)$ を最大にするパラメーターを最尤法により推定する。

$$\mathcal{L}_\tau(\theta) \propto E^*[1/Z_\tau | \mathcal{G}_\tau], \quad E[Z_\tau | \mathcal{G}_\tau] = 1 \quad (2)$$

推定すべきパラメーターセットは、 $\theta = (a_0, a_k, b, z, c, \delta, \kappa)$ である。

(a_0, a_k) : マクロ要因, (b, z, c) : frailty, (δ, κ) : 過去の信用イベントの影響

(2)式における E^* は、ラドン・ニコディム微分による測度変換

$$\frac{d\mathbb{P}^*}{d\mathbb{P}} = Z_t = \exp\left(-\int_0^t \log(\lambda_{s-})dN_s + \int_0^t (1 - \lambda_t)ds\right)$$

で定義される、パラメーター θ を所与とした場合の \mathbb{P}^* (リスク中立確率)の下での期待値である。

なお、データセットは観測値のみであり、frailty を含んでいない。そのため、Azizpour et al.(2012) の Proposition 4.1により、観測フォルトレーションを条件とするフィルター付きの強度(filtered intensity) h_t に変換[(3)式]したうえで、パラメーター推定を行う。

$$h_t = E(\lambda_t | \mathcal{G}) = E^*(\lambda_t / Z_t | \mathcal{G}) / (1 / \lambda_t | \mathcal{G}), \quad a. s. \quad (3)$$

なお、filtered intensity h_t の具体的な形は下記の通りである。

$$h_t^i = \frac{E_\theta^*(\lambda_t^i \exp(\int_0^t \log(\lambda_{s-}^i)dN_s + \int_0^t (1 - \lambda_s^i)ds) | \mathcal{G}_t)}{E_\theta^*(\exp(\int_0^t \log(\lambda_{s-}^i)dN_s + \int_0^t (1 - \lambda_s^i)ds) | \mathcal{G}_t)}, \quad a. s. \quad (4)$$

Azizpour et al.(2012)の Proposition 5.1 に従い、(4)式を下記の(5)式にて計算する。

$$E^*(u(\lambda_t) / Z_t | \mathcal{G}_t) = \exp(t) E^*(u(\lambda_t) \phi(T_{N_t}, t) \prod_{n=1}^{N_t} \lambda_{T_n} \phi(T_{n-1}, T_n) | \mathcal{G}_t) \quad (5)$$

¹² Duffie et al.(2009)は frailty は中心回帰性を有すると主張した。OU 過程では frailty が負となる可能性がある点を踏まえ、本研究では frailty の形を Cox-Ingersoll-Ross(CIR)タイプに類似する形とした。なお、Azizpour et al.(2016)では、CIR モデルのパラメーターであるポラリティティ項 σ の有無がパラメーター推定値に及ぼす影響は極めて小さいことを示した。

¹³ 1日に複数件の信用イベントが同時に発生した場合においても、これらは互いに独立に発生したものと見做す。

ただし、

$$\Pi_t = u(\lambda_t) \exp \left(\int_0^t \log(\lambda_s) dN_s \right)$$

$$\phi(m, n) = \Phi(m, n) \exp \left(- \int_m^n \left[e^{a(1, X_s)} + \delta \sum_{n \leq N_s^i} \exp \left(-\kappa^i (s - T_n^i) \right) \ell(R_n^i) \right] ds \right)$$

$$\Phi(m, n) = \frac{l_q(\sqrt{Y_m Y_n})^{4l} \cdot e^{-0.5l(n-m)}}{l_q(\sqrt{Y_m Y_n})^{4z} \cdot e^{-0.5z(n-m)}} \cdot \frac{l e^{-0.5(1-z)(1-e^{-z(n-m)})}}{z(1-e^{-z(n-m)})} \cdot e^{(Y_m + Y_n) \left[\frac{z(1+e^{-m(n-m)})}{1-e^{-z(n-m)}} - \frac{l(1+e^{-l(n-m)})}{1-e^{-l(n-m)}} \right]}$$

$$l = \sqrt{z^2 + 2b} \quad l_q: \text{修正ベッセル関数}$$

とする。

またパラメーター推定後、時間変更を行ったフィルター付きの強度 h_t に対して適合度検定を行い、強度が標準ポアソン過程に従うか否かを確認する。¹⁴

次に、格上げ・格下げ・デフォルトの各強度モデルのパラメーターについて、①全てのファクター(マクロ要因, frailty, 過去の信用イベントの影響)を含むモデル、②マクロ要因のみのモデル、③マクロ要因と過去の信用イベントの影響のみのモデル、および④マクロ要因と frailty のみのモデル、の4パターンに対して、標準誤差の推定や時間変更に対する適合度検定を、格上げ・格下げ・デフォルトの各強度モデルに対して行い、95%水準で統計的有意性を検定する。なお、上記①-④のモデルの具体的な形は以下の通りである。

$$\textcircled{1} \quad \lambda_t^i = \exp(a_0 + \sum_{k=1}^d a_k X_{k,t}) + bY_t + \delta \sum_{n \leq N_t^i} \exp \left(-\kappa(t - T_n^i) \right) \ell(R_n^i)$$

$$\textcircled{2} \quad \lambda_t^i = \exp(a_0 + \sum_{k=1}^d a_k X_{k,t})$$

$$\textcircled{3} \quad \lambda_t^i = \exp(a_0 + \sum_{k=1}^d a_k X_{k,t}) + \delta \sum_{n \leq N_t^i} \exp \left(-\kappa(t - T_n^i) \right) \ell(R_n^i)$$

$$\textcircled{4} \quad \lambda_t^i = \exp(a_0 + \sum_{k=1}^d a_k X_{k,t}) + bY_t$$

また尤度比検定により、frailty や過去の信用イベントの影響を考慮する場合と考慮しない場合とにおけるモデルの説明力を検証する。以上について Out-of-sample 期間(2013年1月2016年3月)にて検証を行う。

なお利用するデータのうち、格付変更データについては、R&IがBloomberg等を通じて提供する1998年4月から2012年12月までの日本国内企業の発行体格付の変更履歴データを利用する。¹⁵ ただし格付がBBB格未満の場合はデフォルトと見做した。¹⁶

¹⁴ $C_t = A_t = \int_0^t h_t d_s$ の右連続の逆関数とするとき、計数過程 N_{c_t} は $[0, A_T)$ は確率測度 \mathbb{P} およびフィルターション (\mathcal{G}_{c_t}) について、標準ポアソン過程となる(cf. Azizpour et al(2012) Proposition 4.2).

¹⁵ R&I以外の格付機関(Moody's, Standard & Poor's, 日本格付研究所(JCR)等)も日本企業の発行体格付を公表している。日本企業の発行体格付け数はR&Iが最も多いため、本研究のデータとして利用した。

¹⁶ 日本企業の場合、欧米企業におけるデフォルトの定義やデフォルト事象の認定基準と異なる等の理由により、格付機関等が公表するデフォルト件数は極めて少ない。そのため、本研究では、投機的格付(BBB未満の格付)をデフォルトと定義した。

4. 実証分析

本章では、前章で示した方法に基づき行った実証分析の結果を示す。
まず、信用イベント別のモデルのパラメーター推定結果は表 1 の通りである。

(表 1) 信用イベント別のモデルのパラメーター推定結果

信用イベント		a(定数)	a(GDP成長率)	a(TOPIX)	a(国債イールド スプレッド)
格上げ	パラメータ推定値	-1.532	-0.080	0.035	-0.0002
	標準誤差	(0.524)	(0.022)	(0.004)	(0.120)
格下げ	パラメータ推定値	-1.788	-0.119	0.012	-0.0005
	標準誤差	(0.669)	(0.036)	(0.007)	(0.175)
デフォルト	パラメータ推定値	-0.948	-0.102	0.0083	-0.0001
	標準誤差	(0.248)	(0.002)	(0.001)	(0.098)

信用イベント	b	z	c	δ	κ
格上げ	0.141	3.025	0.002	0.017	0.036
	(0.132)	(1.852)	(0.003)	(0.008)	(0.020)
格下げ	0.221	4.127	0.004	0.012	0.057
	(0.090)	(1.764)	(0.002)	(0.005)	(0.008)
デフォルト	0.108	2.098	0.0006	0.008	0.025
	(0.087)	(1.023)	(0.001)	(0.007)	(0.001)

※マクロ要因は、ステップワイズ変数減少法により、AIC が最小となる組合せとした。
また国債イールドスプレッドは、日本国債の短期債・長期債間のイールドスプレッドとした。

表 1 より、格上げ・格下げの場合について、frailty および過去の信用イベントの影響に関するパラメーターは、95%の信頼水準で概ね統計的に有意であるとの結果を得た。また観測可能ファクターのうち、GDP 成長率は、格上げ・格下げ・デフォルトの全ての信用イベントについて 95%の信頼水準で統計的に有意であると推定される。一方、TOPIX リターンおよび国債イールドスプレッドは信用イベントの別により有意水準は異なる結果となった。

次に表 2 は、信用イベントが格下げである場合について、①全ファクター、②マクロ要因のみ、③マクロ要因+過去の信用イベントの影響のみ、④マクロ要因+frailty のみ、の各モデルについて、パラメーターの推定値および Kolmogorov-Smirnov Test の結果を示している。これによると、マクロ要因・frailty・過去の信用イベントの影響の全てのファクターを含むモデルは、Kolmogorov-Smirnov Test の結果、適合度が高い有意性が見られると考えられる。また GDP 成長率は、①全ファクター、②マクロ要因のみ、および③マクロ要因+過去の信用イベントの影響のみ、の各モデルで説明力の高いファクターとなる点、および frailty はファクターとしての寄与度が高い点が示された。

(表 2) モデル別のパラメーター推定値(信用イベント:格下げ)

	①:全ファクター	②:マクロ要因	③:マクロ要因+過去の信用イベントの影響	④:マクロ要因+frailty
a(定数)	-1.7882 (0.669)	1.0145 (0.134)	-1.6983 (0.632)	0.9836 (0.875)
a(GDP成長率)	-0.1197 (0.036)	-0.0019 (0.009)	-0.1081 (0.029)	-0.0003 (0.015)
a(TOPIX)	0.0124 (0.007)	-0.0082 (0.001)	0.0097 (0.135)	-0.0061 (0.002)
a(国債イールドスプレッド)	-0.0005 (0.175)	-0.0066 (0.026)	-0.0019 (0.234)	0.3475 (0.185)
b	0.2219 (0.087)	-	-	0.1278 (0.023)
z	4.1272 (1.964)	-	-	0.0153 (0.003)
c	0.0046 (0.002)	-	-	0.5735 (0.062)
δ	0.0128 (0.005)	-	0.0121 (0.016)	-
κ	0.0573 (0.008)	-	0.0569 (0.008)	-
Kolmogorov・Smirnov Test	0.631	0.001	0.589	0.037
対数尤度	795.23	421.38	789.71	623.06

また表 3 は、表 2 と同様に、信用イベントが格下げである場合について、マクロ要因を中心とするベンチマークモデルに対して、①マクロ要因+過去の信用イベントの影響、②マクロ要因+frailty、および③全ファクターを各々代替モデルとして尤度比検定を行った結果を示す。

(表 3) 各モデル間の適合度検定・尤度比検定(信用イベント:格下げ)

ベンチマークモデル	マクロ要因	マクロ要因	マクロ要因	マクロ要因 + 過去の信用イベント	マクロ要因 + frailty
代替モデル	マクロ要因 + 過去の信用イベント	マクロ要因 + frailty	全ファクター	全ファクター	全ファクター
検定統計量	361.05	329.23	358.02	0.34	25.34
自由度	3	2	5	2	2
p値	0.000	0.001	0.000	0.634	0.001

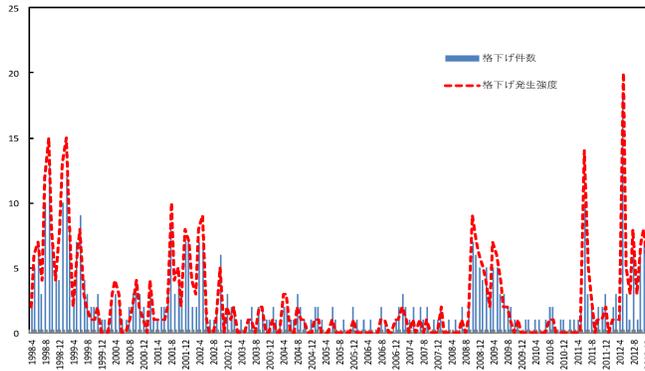
表 3 より、frailty を含むモデルを代替モデルとして尤度比検定を行った場合には、いずれも統計的に有意であることが示された。

以上により、R&I による日本企業の格付変更履歴データを用いたモデルのパラメーター推定値、適合度検定および尤度比検定の結果を踏まえると、日本のクレジット市場において frailty の存在が示唆されると考えられる。¹⁷ また、frailty を含む全てのファクターにより構成されたモデルは、日本のクレジット市場の変動をより良く説明できる可能性があると考えられる。

図 2 は、上記の結果を踏まえ、格下げ件数と格下げ発生強度の推移を示したものである。本研究の強度モデルは、格下げ件数の推移を概ね捉えていると考えられる。なお Out-of-sample 期間(2013 年 1 月-2016 年 3 月)についても同様の検証を行ったが、上記とほぼ同様の結果が示された。

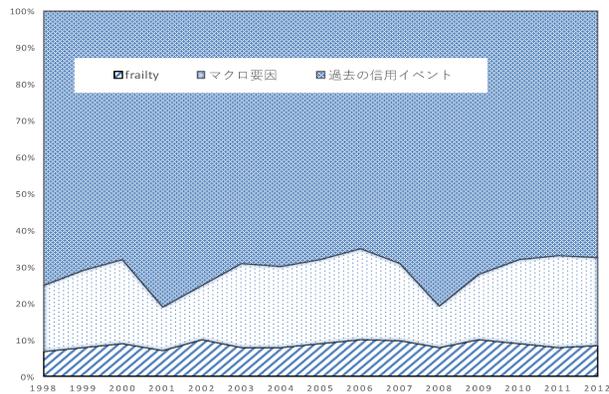
¹⁷ 「格上げ」および「デフォルト」の場合もほぼ同様の結果が得られた。

(図2) 格下げ件数と格下げ発生強度の推移(1998年4月-2012年12月)



また図3は、格下げの強度モデルのパラメーター推定値に基づき、当該モデルの期待値(事後平均)を算出したうえで、マクロ要因、frailty および過去の信用イベントの影響の各々について、1998年から2012年までの間における構成比の月次推移を示した。図3を見る限り、信用リスクの変動に frailty が影響を及ぼしている可能性があると思定されるものの、その影響度については更に精緻な検証を要する。

(図3) 格下げ発生強度の構成比推移(1998年4月-2012年12月)



※過去の信用イベントの影響の構成比は、他のファクターに比較して相対的に高い水準で推移しており、特に景気後退期(例: 2001年, 2008年)には顕著な傾向を示している。

5. 信用サイクルの変動要因

本章では、金融機関による信用供与額の拡大・縮小を示す「信用サイクル」の変動要因の検証を試みる。まず、信用サイクルの変動に関する主な先行研究について紹介する。

Koopman, Kraeussl, Lucas and Monteiro (2009)は、common latent factor(frailty)・GDP成長率間の相互依存性について検証した。その他の主な先行研究として、信用サイクルの変動要因をモデル化した Aikman, Haldene and Nelson (2015)や、政府による金融政策が信

用サイクルの変動に及ぼす要因を検証した Matsuyama, Sushko and Gardini (2015)等を挙げる事ができる。また金子・中川(2010)では、景気動向の見通しに関する情報を利用した、信用ポートフォリオのリスク管理手法を提案した。

数多くの先行研究では、信用サイクルの変動に大きく影響を与えるファクターは GDP 成長率であると結論付けている。

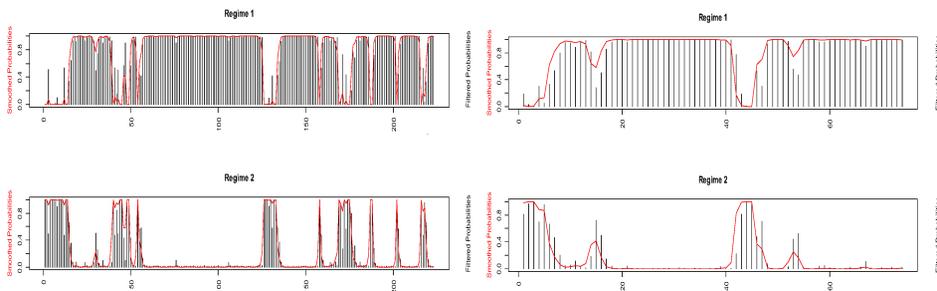
本章では、レジーム・スイッチモデルにより、信用サイクルと frailty との関連性を検証する。Hamilton(1994)に基づき、2 状態のレジーム(レジーム 1: 景気拡大, レジーム 2: 景気後退)を仮定する。下記の式に基づき尤度関数を最大化することにより、パラメーターの推定を行う。

$$Y_t^i = \phi_{11} + \phi_{21}Y_{t-1}^i + \phi_1\varepsilon_t, \quad S_t = 1 \quad (\text{レジーム 1})$$

$$Y_t^i = \phi_{12} + \phi_{22}Y_{t-1}^i + \phi_2\varepsilon_t, \quad S_t = 2 \quad (\text{レジーム 2})$$

図 4 は frailty(格下げの場合)と日本における信用サイクルを示すと考えられる総与信・GDP 比率のレジームの推移を示す(対象期間:1998 年 4 月 - 2012 年 12 月)。また表 4 は各レジーム・スイッチモデルのパラメーター推定値を示す。

(図 4) 格下げの frailty(左)および総与信・GDP 比率(右)のレジームの推移(1998 年 4 月-2012 年 12 月)



(表 4) 格下げの frailty(左)および総与信・GDP 比率(右)のレジームの推移(1998 年 4 月-2012 年 12 月)

	推定値	標準誤差	t値	p値
ϕ_{11}	0.953	0.111	8.588	0.000
ϕ_{12}	5.999	0.981	6.118	0.000
ϕ_{21}	0.223	0.064	3.474	0.001
ϕ_{22}	-0.076	0.145	-0.520	0.603

	推定値	標準誤差	t値	p値
ϕ_{11}	0.061	0.026	2.373	0.018
ϕ_{12}	0.145	0.057	2.554	0.011
ϕ_{21}	0.948	0.020	47.894	0.000
ϕ_{22}	0.907	0.038	23.982	0.000

※残差項の標準偏差:

frailty: 0.0109(レジーム 1), 3.506(レジーム 2) 総与信・GDP 比率: 0.8912(レジーム 1), 0.0160(レジーム 2)

frailty と総与信・GDP 比率のレジームの推移は、ほぼ同様の傾向にあることが示されるが、その要因については、更に精緻な検証を要すると考える。

6. 結論および今後の課題

本研究では、信用イベント(格上げ・格下げ・デフォルト)の発生強度を表すモデルを提示した。モデルのファクターとして、マクロ要因、frailty および過去の信用イベントの影響を考慮した。信用イベントのうち、格上げ・格下げを表すモデルのパラメーターの推定値は 95%水準で統計的に有意であるとの結果が示された。また、マクロ要因、frailty および過去の信用イベントの影響を全て含むモデルの場合、日本のクレジット市場の信用リスクの変動をより良く説明できる可能性があると考えられる。またレジーム・スイッチモデルにより frailty と信用サイクル(総与信・GDP 比率)の関連性の検証を試みた結果、frailty と信用サイクルのレジームの推移は、ほぼ同様の傾向を示した。

今後の課題として、(1)信用イベント発生強度の構成比推移やレジーム・スイッチモデルによる frailty と信用サイクルとの関連性を更に精緻に検証すること、(2)frailty を Ornstein-Uhlenbeck 過程や AR(1)過程などで定式化し、パラメーターの推定結果を比較すること、および(3)本モデルをシステミック・リスク指標の構築へ適用することを挙げる。

以 上

【参考文献】

- [1] 内田善彦・菊池健太郎・丹羽文紀・服部彰夫「システミック・リスク指標に関するサーベイ・手法の整理とわが国への適用可能性」, Discussion Paper No.2014-J-1, 日本銀行金融研究所
- [2] Aikman, Haldane and Nelson (2015), “Curbing the Credit Cycle”, *The Economic Journal*, Vol.125, Issue 585, June 2015, pp. 1072 – 1109
- [3]Azizpour, Giesecke and Schwenkler (2012), “Exploring the Sources of Default Clustering”, working paper, Stanford University
- [4]Delloye, Fermanian and Sbai (2006), “Dynamic frailties and credit portfolio modelling”, *Risk*, October 2006, 100-105
- [5]Duffie, Eckner, Horel and Saita (2009), “Frailty Correlated Default”, *Journal of Finance*, vol.64, 2089-2123

- [6]Giesecke and Schwenkler (2014), “Filtered likelihood for point processes” , working paper, Stanford University
- [7] Hamilton (1994), “Time Series Analysis”, *Princeton University Press*
- [8]Koopman, Kraussl, Lucas and Monteiro (2009), “Credit cycles and macro fundamentals”, *Journal of Empirical Finance*, vol.16, 42-54
- [9]Matsuyama, Sushko and Gardini (2015), “Revisiting the model of credit cycles with good and bad projects”, Discussion Paper No.8/2015, February 2015, European Cooperation in Science and Technology
- [10]Yamanaka, Sugihara and Nakagawa (2012), “Modeling of Contagious Credit Events and Risk Analysis of Credit Portfolios”, *Asia Pacific Financial Markets*, vol.19, 43-62

(参考資料 1) 主な先行研究における frailty の種類およびマクロ経済変数のパラメーター

先行研究	frailtyの種類	発行価格付データ	マクロ経済変数(パラメーター)の種類	分析の対象
Delloye et al. (2006)	Gamma 分布に従う確率変数	Standard and Poor's	米国鉱工業生産成長率, S&P500 収益率, 米国債イールドスプレッド (3ヶ月-10年), FFレート (3ヶ月)	米国企業 (金融機関を除く) の格付推移およびデフォルト率
Koopman et al. (2009)	AR(1)過程	Standard and Poor's	GDP成長率, 米国債イールドスプレッド (1年-10年), 事業性ローン残高増加率, M2成長率, インフレ率, FFレート, 米国債と社債 (BB格)スプレッド, S&P500 収益率, S&P500 ボラティリティ	米国企業 (金融機関を除く) の格付推移
Duffie et al. (2009)	Ornstein-Uhlenbeck (OU)過程	Moody's	米国短期国債 (3ヶ月物)レート, S&P500 収益率	米国企業 (金融機関を除く) のデフォルトの集積
Azizpour et al. (2012)	Cox-Ingersoll-Ross(CIR) 過程	Moody's	GDP成長率, 鉱工業生産成長率, S&P500 収益率, S&P500 ボラティリティ, 米国短期国債 (3ヶ月物)レート, 米国債イールドスプレッド (1年-10年), 米国債 (10年物)利回り, 社債イールドスプレッド (1年-10年), 社債 (AAA格)利回り	米国企業 (金融機関を除く) のデフォルトの集積

(参考資料 2) 信用イベントとマクロ要因との回帰分析の結果

信用イベント		定数	GDP成長率	鉱工業生産成長率	TOPIXリターン	TOPIXボラティリティ	10年国債利回り	国債イールドスプレッド	社債イールドスプレッド(AAA-BBB)
格上げ	パラメータ推定値	-1.437	-0.107	-0.087	0.025	0.008	0.003	-0.013	0.000
	標準誤差	(0.324)	(0.019)	(0.033)	(0.007)	(0.020)	(0.007)	(0.003)	(0.120)
	t値	-10.623	-16.230	-0.018	11.657	5.909	4.357	-5.968	-0.015
	Adjusted R ²	0.298	0.387	0.195	0.312	0.198	0.145	0.235	0.073
格下げ	パラメータ推定値	-1.273	-0.083	-0.069	0.011	0.006	0.002	-0.009	0.000
	標準誤差	(0.549)	(0.025)	(0.049)	(0.005)	(0.014)	(0.005)	(0.004)	(0.098)
	t値	-19.623	-15.064	-0.022	9.211	4.743	5.365	-6.013	-0.764
	Adjusted R ²	0.285	0.325	0.186	0.297	0.186	0.132	0.215	0.068
デフォルト	パラメータ推定値	-0.764	-0.090	-0.036	0.001	0.007	0.005	-0.005	0.000
	標準誤差	(0.221)	(0.003)	(0.024)	(0.001)	(0.022)	(0.004)	(0.002)	(0.007)
	t値	-16.998	-11.523	-0.008	8.478	4.796	5.981	-7.054	-0.626
	Adjusted R ²	0.241	0.317	0.154	0.253	0.179	0.135	0.209	0.062

Nomura Asset Management Co., Ltd.

Tokyo 103-8260

Japan

E-mail address: j-hironaka@nomura-am.co.jp

野村アセットマネジメント株式会社 廣中 純