『社会科学ジャーナル』81〔2016〕
The Journal of Social Science 81[2016]
pp. *17-28*

相関係数の変動性を考慮した、信用リスク管理方法について

—相関係数をランダム行列化したガウシアンコピュラモデルの提案 (1) (2) —

金子　拓也 *

Ⅰ．はじめに

預金を集めそれを企業に貸し付けることで収益を得ている銀行にとって、信用ポートフォリオのリスク管理が重要であることは言うまでもない。そのポートフォリオを管理する方法のスタンダードは、ガウシアンコピュラと呼ばれる正規分布を主体とした手法であり、多くの金融機関で利用されている。

この手法の最大の特徴は、扱いやすさであり、大小さまざまな規模の金融機関で利用されてきた。しかしながら、特に2007年のサブプライムローン問題や2008年のリーマンショックの頃を境に、この手法によって見積もられたリスク量では十分ではないとの指摘が高まった。実際、格付け会社から公表されているレポートに拠れば、一部の証券化商品 (3) の評価には、ガウシアンコピュラが用いられ、格付け当初は高格付けであったものが、危機時に次々と大幅に格下げされたことは記憶に新しい (4)

こういったことを受けて、より保守的なVaR (5) を出力するボトムアップアプローチやトップダウンアプローチといった手法がいくつも提案されている。ボトムアップアプローチとしては例えば、t コピュラや、ガンベル、クレイトン、フランクコピュ

(1) 本論は、財団法人 全国銀行学術研究振興財団の助成により実施した調査をまとめたものである。
(2) 調査を進める際、金融庁の久門正人氏ならびに、日本銀行の吉羽要直氏より多数の有益なコメントをいただいた。
(3) CDO など
(4) 日本経済新聞（2007年8月7日）日刊9面の記事「ヘッジファンド清算相次ぐ、サブプライムで損失」によれば、格付け会社のムーディーズは2006年発行のサブプライム住宅ローン担保証券131本を格下げした。また、サブプライムローン並びに、関連の企業を組み込んだ多くのCDOも格下げされた。
(5) Value at Risk

*Associate Professor of Management, International Christian University
(E-mail: tkaneko@icu.ac.jp)

ラといったものがある[6]。それらの共通点は、正規分布よりも過去データとのフィッティングを高められ、且つ裾野の厚い分布を用いることで、債権間のデフォルトを同時発生し易くし、その結果、ポートフォリオが被る損失額を増す仕組みとなっている。トップダウンアプローチとしては、金子・中川 (2010) などがあり、ここでは、金利の期間構造から格付け変更強度を特徴づけ、ランダムに格付け変更を発生させることで、信用ポートフォリオの損失額シミュレーションを行っている。

これらの仕組みによってより保守的な VaR が算出されるものの、手法が煩雑になり、パラメータの推定などにおいて高度な技術に対応できる担当者を擁しない金融機関では、これらの先進的な手法を採用することは困難となっている。また、バーゼル委員会による「トレーディング勘定の抜本的見直し」(Basel, 2014) では、リスク管理モデルの簡便性が推奨されていることからも、リスク管理手法の複雑化に伴い担い手の問題が懸念されている[7]。

本論で用いたアプローチは、相関係数の変動性を考慮することで、損失分布が受ける影響を見るものであるが、これまで相関係数の変動性について調査したものとして、たとえば相馬 (2013)、Laloux. et al (1999)、Plerou. et al. (1999) がある。これらはいずれもデータ期間内の 1 つ相関係数行列を調査対象しており、相関係数のトレンドや景気循環などを想定していないものとなっている。先行するものと本研究の大きな相違点は、相関係数の景気に対する連動性を考慮している点である。

すなわち、ここで提案する手法は、たとえば景気全体に負荷（ストレス）が掛かった時には、信用ポートフォリオ内の個別債権の連動性を高めることで、リスク分散効果を弱める。一方で平常時には相関係数は低下することが予想されることを考慮して、個別債権同志の連動性を弱め、リスク分散効果を高める仕組みとなっている。また、市場や当局からの要請でもある、多くの金融機関で利用できる簡便な手法の提案を試みる。さらに、信用リスクと市場リスクが連動した管理を可能とするようなモデルの提案を念頭に置いて、議論を進めていく。

Ⅱ．モデル

本論では、ガウシアンコピュラモデルをベースに、いくつかの改良点を与えることで従来法に比べ保守的な VaR を算出する手法の提案を試みる。具体的には、他手法

(6) 新谷・山田・吉羽（2010）や戸坂・吉羽（2005）に詳しい。

(7) こういった担い手の問題は、Key Person’s Dependency などと呼ばれている。

のようにアセットの分布として、厚い裾野部分を持つ分布を用いるのではなく、通常固定される相関係数行列をランダム行列に置き換えて反復的にガウシアンコピュラモデルを適用する方法であり、確率的に景気に負荷が掛かった状態の相関係数行列の有効成分も用い、損失額を増大させる仕組みとなっている。

このような方法を考えるのは、相関係数は、景気状況に応じて絶えず変化し続けていると考えられ、且つそのポートフォリオの分散効果に与える影響は無視できないことが予想されるためである。加えて、相関係数は過去データに基づいて計測されたものであるため、過去のアセット間の関係性を表したものであり、将来のアセット間の関係性を特徴付けるには、将来の相関係数がわかっているのであればそれが最善である。しかしながら可予測ではないため(8)、分布を使って確率的に選ばれた値に基づき繰り返しシミュレーションを実施する方法を採用する。ただ、もしも過去データから計算した相関係数が、景気の変動などを一切受けずに、常に一定であるような場合には、以上のような方法を考える必要はないことになる。

よって、実データから、相関係数自体やその固有値が過去どのような変動を辿って来ているのか、いくつかの市場データから確認する必要があるが、それは後程検証する。ここではまずリスク計量のフレームワークについて述べ、次にランダムな相関係数の生成方法について説明することにする。

１．リスク計量のフレームワーク

いま、ある金融機関が有している、$N(\in \mathbf{N})$ 個の債権のうち、企業$\mathrm{i} \in \{1, \cdots, \mathrm{N}\}$への融資エクスポージャーを E_i、回収率を R_i、等間隔の離散時点$\mathrm{t} \in \{0, t_1, t_2, \cdots, T\}$における企業 i の株価を S_i とし、これはドリフトμ_i、ボラティリティσ_iによって特徴づけられた対数正規過程に従うものとする。現在時点を 0 として、時点 0 での株価などの情報は全て完全にアップデートされているものとすると、将来時点 t における株価のサンプル値は次のように表される(9)。

---

(8) 市場性のあるデリバティブ商品の価格から、相関係数行列を逆算（インプライ）する方法も別途考えられる。

(9) ドリフトやボラティリティを得る際には、例えば等間隔の離散時点t_i, t_{i+1}(ただし$\Delta \mathrm{t} = t_{i+1} - t_i$)とすると、数式 1 より、$\ln(S_{t_{i+1}}) - \ln(S_{t_i}) = \left(\mu - \frac{1}{2}\sigma^2\right)\Delta t + \sigma W_{\Delta t}$とできるので、この平均$\left(\mu - \frac{1}{2}\sigma^2\right)\Delta t$、分散$\sigma^2 \Delta t$より推計すればよい。

$$S_t^i = S_0^i \exp\left\{\left(\mu_i - \frac{1}{2}\sigma_i^2\right)t + \sigma_i W_t^i\right\} \tag{1}$$

ここでW_t^iは$\mathbf{N}(0,t)$に従う[10]ブラウン運動を表す[11]。株価の過去データから得られるこれらのパラメータを、時点tにおける企業iの総資産A_t^iが従う確率過程の特徴づけに用い、将来のある時点Tにおいて債務超過となる確率、すなわちデフォルト確率p_i^Tを、デフォルト閾値である負債総額をD_iとし、マートンモデルでつぎのとおり計算する[12]。

$$p_i^T = P(A_T^i < D_i) = N\left(\frac{\ln(A_0^i/D_i) + (\mu_i - 1/2\sigma_i^2)T}{\sigma_i\sqrt{T}}\right) \tag{2}$$

総資産A_iとA_jの間の連動性を示す相関係数ρ_{ij}は、それぞれのブラウン運動から$\rho_{ij} = {}^1\!/_n\sum_{k=1}^{n} W_{t_k}^i \times W_{t_k}^j$と得られるが、この相関係数を組み合わせた行列Cに基づく損失額をLとするとき、複数回のシミュレーションで得られる経験損失分布を$f(\cdot|\mathrm{C})$と書くことにする。ただしLは、回収率R_iより$L = \sum_{i=1}^{N} E_i(1-R_i)1_{(A_T^i<D_i)}$と計算する。また、このときの損失分布のα%タイル点を示す$VaR_{\alpha|C}$は次のように得られる。

$$\mathbf{VaR}_{\alpha|\mathrm{C}} = \inf_{x\in[0,\infty]}\left\{x \,\middle|\, \int_x^\infty f(L|\mathrm{C})\mathbf{d}L \le \alpha\right\} \tag{3}$$

相関係数の変動性を考慮したVaRを計算するには、簡単には、相関の変動性を考慮した損失分布$g(\cdot)$を、$g(\cdot) = \mathrm{E}[f(\cdot|\mathrm{C})]$などとして得た上で、これを数式(3)における条件付き確率密度関数と置き換えて計算すればよい。

２．ランダムな相関係数行列の生成方法

相関係数行列の対称性から、$\lambda_1 > \lambda_2 > \cdots > \lambda_n$のように順序づけられた固有値と、それぞれに対応するn次元固有ベクトル$\mathbf{p}_i$を用いると、$\mathrm{n}\times\mathrm{n}$の相関係数行列Cは、$\mathrm{C} = \sum_{i=1}^{n}\lambda_i \mathbf{p}_i \times \mathbf{p}_i{}^{\mathrm{T}}$のようにスペクトル分解できる。(.$^{\mathrm{T}}$は行列やベクトルの転置を表

(10) $\mathbf{N}(\mu,\sigma^2)$は、期待値がμ、分散がσ^2の正規分布を表す。

(11) $W_0 = 0, W_t$の分布は$\mathbf{N}(0,t)$、独立増分性、$W_{t_i} - W_{t_{i-1}}$の分布は$\mathrm{N}(0, t_i - t_{i-1}), t \to W_t$は連続

(12) $N(\mathrm{a}) = \int_{-\infty}^{a}\varphi(x)\mathrm{d}x, \varphi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}}e^{-\frac{1}{2}x^2}$

す）ここで固有値を、ある閾値 θ を使って有意なものとそうでないものとに分けて、有意でないものは誤差項として纏め、この部分のみ確率的に変動する（セミランダム法）相関係数 $\hat{C}$ を、次のように設定する [13]。

$$\hat{\mathrm{C}} = \sum_{i=1}^{n} \lambda_i \mathbf{1}_{\{\lambda_i > \theta\}} \mathbf{p}_i \times \mathbf{p}_i^{\top} + \left(n - \sum_{i=1}^{n} \lambda_i \mathbf{1}_{\{\lambda_i > \theta\}} \right) \mathbf{p}_\epsilon \times \mathbf{p}_\epsilon^{\top} \tag{4}$$

ただし、n 次元ベクトル$\mathbf{p}_\epsilon$の各成分は、Porter-Thomas 分布よりランダムに得られたものである [14]。数式 (3) において相関係数の変動性を考慮した損失分布は、用途に応じ

（手法 1）　セミランダム法：誤差項のみの変動性を考慮したシミュレーション法

（手法 2）　ランダム法：主成分の変動性も考慮したシミュレーション法

のどちらかを利用して得ることができる。また（手法 2）は、ストレステストとしても利用できる。つまり過去データから、特に景気に負荷がかかった状態における相関係数行列の主成分に基づいて損失シミュレーションを行う利用法である。相関係数行列そのものではなく、数式 (4) を用いてストレステストを実施する利点は、ストレス時の主成分に基づく、VaR の計算が可能となることである。

損失総額を計算する際に利用する、第 i 成分の乱数 ω_i は、$\sum_{i=1}^{n} \mathbf{1}_{\{\lambda_i > \theta\}} + 1$個の独立な標準正規乱数$\xi_j, \xi_\epsilon$を使って数式 (5) のように得て、これを個別債権のデフォルト判定に利用する。

$$\omega_i = \sum_{j=1}^{n} \sqrt{\lambda_j} \mathbf{1}_{\{\lambda_j > \theta\}} p_{ji} \xi_j + \sqrt{n - \sum_{j=1}^{n} \lambda_j \mathbf{1}_{\{\lambda_j > \theta\}} } p_{\epsilon i} \xi_\epsilon \tag{7}$$

(13) 実対象行列である相関係数行列 C の固有ベクトルを並べた行列を P とするとき、
$P^{-1}CP = diag(\lambda_1, \lambda_2, \cdots, \lambda_n)$のように対角化できるので、
$\mathrm{Tr}(P^{-1}CP) = \mathrm{Tr}(CPP^{-1}) *= \mathrm{Tr}(C) = n = \mathrm{Tr}\big(diag(\lambda_1, \lambda_2, \cdots, \lambda_n)\big) = \sum_{i=1}^{n} \lambda_i$となる。ただし＊の変形については、$\mathrm{A} := [a_{ij}], B := [b_{ij}]$とするとき、
$\mathrm{Tr}(\mathrm{AB}) = \sum_{i=1}^{n}(\sum_{j=1}^{n} a_{ij} b_{ji}) = \sum_{j=1}^{n}\big(\sum_{i=1}^{n} b_{ji} a_{ij}\big) = \mathrm{Tr}(BA)$、すなわち Tr(AB)=Tr(BA) という関係式より変形している。この結果から、数式 (4) の右辺第二項の誤差項は、n と有意となる固有値との差を計算することで得られる。

(14) 相関係数行列の固有ベクトルの各成分は、正規分布に従う性質を利用した。なお、ここで用いる正規分布は$\mathbf{N}\left(0, \frac{1}{n}\right)$である。

ただしp_{ji}は、第 j 個目の固有ベクトルの第 i 成分を示し、この場合の ω_i と ω_k の相関関係は、

$$\begin{aligned}\rho_{ik} &= \mathbf{E}[\omega_i \cdot \omega_k] \\ &= \sum_{j=1}^{n} \lambda_j \mathbf{1}_{\{\lambda_j > \theta\}} p_{ji} \cdot p_{jk} + \left(n - \sum_{j=1}^{n} \lambda_j \mathbf{1}_{\{\lambda_j > \theta\}} \right) p_{\epsilon i} \cdot p_{\epsilon k} \end{aligned} \tag{6}$$

と計算できる。このとき数式 (6) の第一項は数式 (4) に示した相関係数行列のスペクトル分解となっており、第二項の誤差項の影響を無視すれば、元の相関係数と一致していることが確認できる。また、後にデータでの確認のため、相関係数の符号と固有値の符号が無関係であることを確認しておく。いま 2 つの資産からなるポートフォリオを考え、資産間の相関係数が ρ であるとき、相関係数行列から得られる固有値 λ は、

$$\lambda = 1 \pm \rho$$

となる。すなわち ρ が正の場合の最大固有値は 1 ＋ ρ であり、負の場合の最大固有値は、1 － ρ となる。つまり 1 ＋|ρ|が最大固有値であるため、相関係数の符号と固有値の符号は無関係であることが確認された。同時にこのことは、資産間の連動性が高いとき、固有値が大きな値をとることを意味している。

Ⅲ．相関係数行列とその固有値

これまでの議論は、相関係数行列およびその固有値が景気などに連動して変動することを前提に進めて来た。この節では、実際の株価データを用いていくつかの市場において代表的な株価間での相関係数行列を測定し、その変動の状況を確認する。特に過去の重要な経済状況下において、相関係数やその固有値がどのような振る舞いであったのかを確認し、景気と相関係数の連動性の有無を確かめる。確認には、日本国内と海外のいくつかの市場において、重要な株式指数を構成する銘柄間の相関係数を用いて行った。まず、日経平均指数を構成する 225 銘柄を使って、相関係数行列並びにその固有値を計算し、それらの推移を見たのが、図 1 である。ここでは、2015 年 10 月時点で日経平均を構成する 225 銘柄のうち、2005 年 1 月から 2015 年 10 月までにおいて、一切欠損を含まない 195 銘柄を使っている。図は、ペアとなる銘柄同志の相関係数の分布の推移（図の左側）と、各相関係数行列の固有値（図の右側）の推移を示しているが、明らかに、イベントが発生したと思われる時期に、相関が高まり、最大固有値も極端に大きな値となっていることが確認できる。NY ダウ工業株 30 種

平均、DAX、CAC40 でも同様に、イベント発生時に相関が高まり固有値が大きな値をとること。1 つの最大固有値が、変動の大半を説明していること、ほとんどの相関係数が正であることなどが容易に見て取れる。

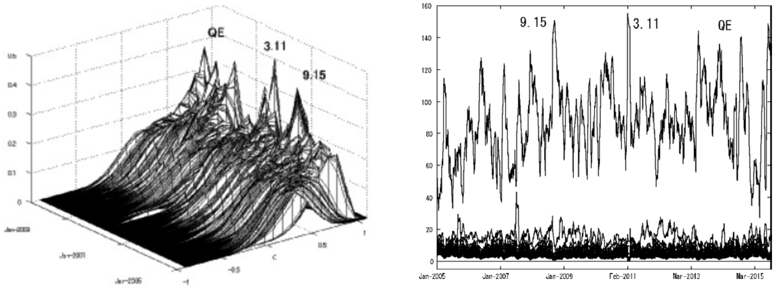

図 1：左の図は、2015 年 10 月時点における日経平均株価指数を構成する 225 銘柄のうち、2005 年 1 月から株価データがあるものおよび、一切の欠損を含まない 195 銘柄を用いて計算した、20 営業日分のデータから計算した相関係数の度数分布を表している。ある時点での相関関数とは、その時点を含む向う 20 日分の株価データから計算している。右の図は、同データから計算される相関関数行列から得た固有値を時系列に並べ、その推移の様子を見たものである。

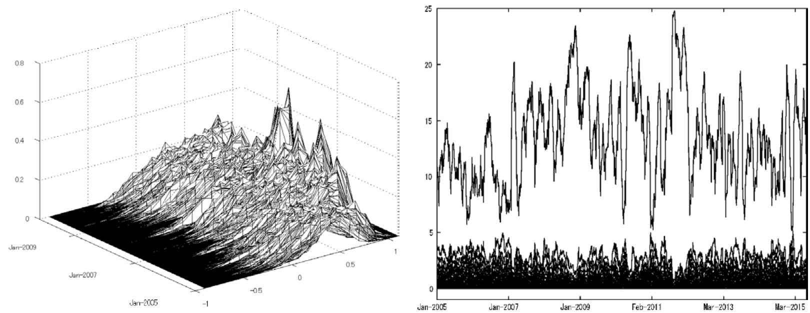

図 2：この図は、NY ダウ工業株 30 種平均を、2015 年 10 月時点において構成する銘柄のうち、欠損値を含まない 29 銘柄のデータを使って、日経平均と同様の期間における相関係数ならびに相関係数行例の固有値の推移を計算したものである。

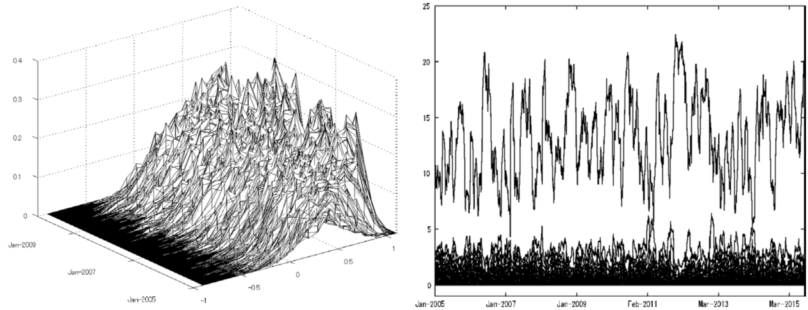

図 3：この図は、ドイツ DAX 指標を、2015 年 10 月時点において構成する銘柄のうち、欠損値を含まない 29 銘柄のデータを使って、日経平均と同様の期間における相関係数ならびに相関係数行列の固有値の推移を計算したものである。DAX 指数とは、フランクフルト証券取引所上場のドイツ企業のうち優良 30 銘柄を対象とした指数である。

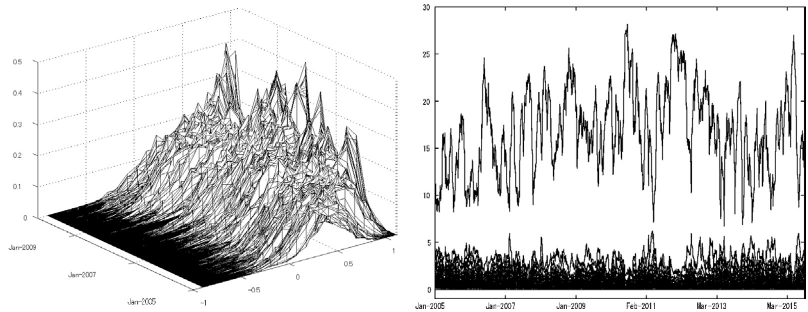

図 4：この図は、フランス CAC40 指数を、2015 年 10 月時点において構成する 40 銘柄のうち、欠損値を含まない 34 銘柄のデータを使って、日経平均と同様の期間における相関係数ならびに相関係数行列の固有値の推移を計算したものである。CAC40 指数とは、パリ証券取引所上場の企業のうち、時価総額と流動性の上位 40 銘柄を対象とした指数である。

次に、相関係数行列ごとに固有値を計算し、それらの推移を見ると図 1 の右図のようになった。図からは 33 個の固有値のうち、1 つの固有値が突出して大きいことが見て取れる。実験では、固有値の有意判定のための閾値 θ を、相馬 (2013) を参考に、Kaiser-Guttman 基準 (15)、Marcenko-Pastur 基準 (16) から保守的に判定した (17)。特に、

(15) 固有値が 1 より大きいものを主成分とみなす。

(16) Q をデータ長銘柄数で割った値とするとき、$\frac{(1+\sqrt{Q})^2}{Q}$を超える固有値を主成分とみなす。

(17) 主成分として固有値がより多く残るように有意性を判定する。

M-P 基準で有意性の判定を行うと、固有値が複数残るのは全体の 1% 程度で、それ以外の日の有意な固有値は最大固有値のみとなる。

Ⅳ．ポートフォリオの損失シミュレーション

仮想ポートフォリオに対して、損失シミュレーションを実施する。ポートフォリオに含まれる銘柄数は 33 と設定し、33 業種の株価指数を使って相関係数行列の計算やその固有値を分析する。マートンモデルを使ってデフォルト確率、すなわちデフォルト閾値の計算を行うが、PD の計算に必要なドリフトやボラティリティは、¥cite{Kaneko} のシミュレーションで用いられているものを利用する。

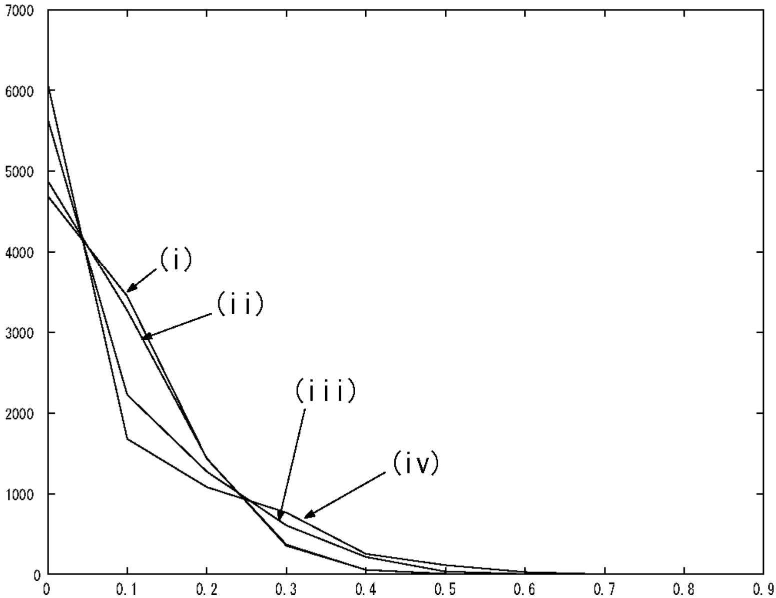

図 5：各種法における損失分布の様子。裾野部分の厚みの違いから、手法の効果が確認できる。

シミュレーションは、10000 回行い、期待損失（EL）、VaR、期待ショートフォール (UL) の値を、次に示す 4 つの時点で比較する。

(i) 2015 年 2 月の相関係数に基づくガウシアンコピュラモデル、

(ii) 2015 年 2 月時点のセミランダム法、

(iii) 2011 年 3 月の震災直後の主成分を用いたセミランダム法、

(iv) 2008 年 9 月のリーマンショック直後の主成分を用いたセミランダム法シミュレーションの結果を、表 1 に示している。

ここから、(i) と (ii) との間で結果に大きな違いが無いこと、(iii) および (iv) は VaR が大きくなっていることが見て取れ、同じポートフォリオであっても、相関係数行列の主成分を入れ替えることで、結果に大きく影響することがわかる。つまりこのことは、金融危機時の相関係数の主成分を用いれば、その損失シミュレーションは、ストレステストと位置付けられることが確認できたものと考える。

表 1 : 各手法における VaR と期待損失額

手法	EL	VaR	UL
(i)	8.254%	36.458%	28.204%
(ii)	8.083%	36.172%	28.089%
(iii)	8.138%	44.063%	35.925%
(iv)	8.209%	51.563%	43.354%

V．まとめと今後の課題

本論では、相関係数の変動性を考慮した、新しい信用リスクの管理方法を提案した。その具体的な中身は、ガウシアンコピュラをベースとして、手法の取り扱い易さを保ちながら、これまで固定パラメータとすることが一般的であった相関係数行列を、ランダムなものに改良した手法となっている。行列のランダム化に当たっては、行列のスペクトル分解を用いた。スペクトル要素の有意性の判定方法としては、既に確立された手法に基づいて行い、これによって、行列の固有値を有意なものと有意でないものとに分け、有意でないものは誤差項として纏めて、相関行列をモデル化している。また、相関係数行列の固有値の総和が、ポートフォリオに含まれる債権の個数と等しくなることを利用して、相関を持つ変数の生成方法を示す数式 (5) が大変簡素に示すことができるという特徴も有する。技術的に本手法は、説明変量数可変のマルチファクターモデルに位置付けられる。

いくつかの市場データをつかって、期間を分けて複数の相関係数行列を計算し固有値を見たところ、相関係数は予想通り絶えず変動していること、いずれの市場データからも、ある 1 つの固有値が突出して大きな値をとっていること、金融リスクイベント発生時の相関係数は高まり、行列の最大固有値も極端に大きな値となることなどが確認された。また、ストレス下における行列の主成分に基づく損失シミュレーション

からは、ポートフォリオの最大の特徴である分散効果が弱められ、通常時に比べ多額の損失が出力されることなどが確認された。つまり、損失分布の裾野部分の評価が甘く、特に危機時におけるリスク評価を十分に行えないと指摘されたガウシアンコピュラの、相関係数行列をランダム化することによって、取り扱いやすさという利点を保存しながら、保守的なリスク量の出力が可能となることが示された。

現在は、t コピュラなど各種コピュラモデルと、本提案手法の VaR などの出力結果の比較に着手しており、近日中にあらためて、比較実験結果などをまとめる予定である。

参考文献

金子拓也・中川秀敏（2010）「信用ポートフォリオのリスク計量 : 金利変化見通しと個別企業価値変動を考慮したトップダウンアプローチ」、日本銀行金融研究所編『金融研究』、Vol. 29 No. 3、19-44 頁。

新谷幸平・山田哲也・吉羽要直（2010）「金融危機時における資産価格変動の相互依存関係」、日本銀行金融研究所編『金融研究』、Vol. 29 No. 3、89-117 頁。

相馬亘（2013）「ランダム行列理論に基づく主成分分析の応用」、『日本大学理工学部一般教育教室学報』、第 94 号、23-33 頁。

戸坂凡展・吉羽要直 (2005)「コピュラの金融実務での具体的な活用方法の解説」、日本銀行金融研究所編『金融研究』、Vol. 24 No. 2、115-162 頁。

Basel (2014). Fundamental review of the trading book: A revised market risk framework. *Basel Committee on Banking Supervision*, 31st January 2014. http://www.bis.org/publ/bcbs265.pdf.

Laloux, Laurent. et al. (1999). Noise Dressing of Financial Correlation Matrices. *PHYSICAL REVIEW LETTERS*, Vol. 83 No. 7, pp. 1467-1470.

Plerou, Vasiliki. et al. (1999). Universal and Non-universal Properties of Cross Correlations in Financial Time Series. *PHYSICAL REVIEW LETTERS*, Vol. 83 No. 7, pp. 1471-1477.

A New Framework for Credit Risk Management with the Randomness of Correlation Matrix

<Summery>

Takuya Kaneko

In this paper, the author proposes a new approach for credit risk management by applying standard method. As a matter of fact, almost all financial institutions in Japan are using standard method which is called as Gaussian copula for their credit risk management. They estimate losses from their credit portfolio under the stressed economic scenario and confirm that the losses are able to be covered by their own capital margin. Especially after Lehman crisis in September 2008, many researchers have been pointing out insufficiency of the standard method and started to propose new approaches because losses based on standard were not enough conservative. Common points in these approaches are their utilizing fat-tail distributions so as to let the correlations between assets work effectively for having satisfactory number of simultaneous defaults. They are t-copula, Gumbel-copula, Clayton-copula, and so on. The new approach in this paper is completely different from these in terms of following points. Firstly, it considers randomness of correlations in view of actual market fluctuations. Secondly, it can be regarded as an improved version of standard method to preserve its tractability, transparency, and simpleness, which are strongly recommended in the current Basel committee reports. Thirdly, the new approach can output reasonable losses with concise system. In this paper, the author explains the theoretical aspects of this approach and the results from numerical experiments with actual financial market data.