

保険会社における資産配分最適化手法 〈AFIR 関連研究会〉

明治安田生命 指田昌樹君

司会 それでは、定刻になりましたので、セッションB-2、AFIR 関連研究会の「保険会社における資産配分最適化手法」を開始したいと思います。本セッションの司会を担当させていただきます、なないろ生命の滝瀬と申します。よろしくお願いいたします。

このセッションの概要ですが、AFIR 関連研究会の紹介と、2023年ICA会議で発表予定の論文の紹介ということで、午前中のセッションでパネリストとしてご参加いただきました、明治安田生命の指田様からご講演いただきます。なお、Q&Aですが、セッションの中盤と最後に2回行います。スライドにて「いいね」の多い質問を取り上げていきますので、質問の記入と、「いいね」ボタンのクリックをお願いいたします。それでは、指田様、よろしくお願いいたします。

指田 滝瀬様、ありがとうございます。ただいまご紹介にあずかりました、指田から発表させていただきます。AFIR 関連委員会「保険会社における資産配分最適化手法」について、明治安田生命の指田から発表させていただきます。

簡単に、私の経歴から紹介させていただきます。私は入社6年目で、最初の3年間は収益管理部主計グループで決算・予算関連の業務、後半の2年間は、運用企画部にて、アセットアロケーションの策定等に取り組んでまいりました。直近では、資産運用分野に関するAIの開発や、資産運用分野のDXというような仕事を行わせていただいています。

続きまして、目次を説明させていただきます。本セッションは四つのパートに分かれていまして、まず、AFIR 関連研究会の概要について説明いたします。その後、研究の動機、先行研究の紹介、提案手法の紹介というように進めさせていただきます。なお、質問のセッションは、セッションの3、4の後にそれぞれ設けますので、その際にお尋ねいただければと考えています。

AFIR関連研究会の概要

- AFIRとは

AFIRは、Actuarial Approach for Financial Risks の略
AFIR sectionは国際アクチュアリー会（IAA）の部会であり、「リスク」をキーワードに、投資理論・ALMに関心のあるアクチュアリー-の国際的な集まり

日本アクチュアリー会のAFIR関連研究会はIAAのAFIR/ERM sectionに対応する日本アクチュアリー会の調査研究組織であり、資産運用に関するアクチュアリアルな問題を広く探求することを目的としている

まず初めに、AFIR 関連研究会の概要について説明いたします。AFIRとは Actuarial Approach for Financial Risks の略でございます、AFIR section は国際アクチュアリー会（IAA）の部会でございます。本部会は、「リスク」をキーワードに、投資理論・ALMに関心のあるアクチュアリーの国際的な集まりとなっています。日本アクチュアリー会のAFIR 関連研究会は、IAAのAFIR/ERM section に対応する日本アクチュアリー会の調査研究組織です。資産運用に関するアクチュアリアルな問題を探求することを、目的としています。

AFIR関連研究会の活動内容

①論文の輪読

－国際大会の論文を中心に輪読

②アクチュアリー会年次大会での発表

－ICA2023にて発表する予定の論文の一部を紹介

③AFIR/ERM国際大会への参加

－アクチュアリー会年次大会の内容をベースにAFIR/ERM国際大会で発表

－ICA2023では、資産運用関連分野で下記題名で発表予定

Build Life insurance company investment portfolio based on the Black-Litterman model and a Hierarchical approach

4

本研究会の活動内容ですが、主に三つございます。一点めが、論文の輪読です。主に国際大会での論文を中心に輪読してまいりまして、大体2カ月に一度、論文を輪読してまいります。2点めは、アクチュアリー会の年次大会、この場での発表でございます、今回はICA2023にて発表する予定の論文の一部を紹介させていただきます。3点めは、AFIR/ERM 国際大会への参加でございます、基本的にはアクチュアリー会年次大会の内容をベースに、AFIR/ERM 国際大会で発表いたします。ICA2023では、資産運用関連で、下記題材で発表予定でございます。題名につきましては、「Build Life insurance company investment portfolio based on the Black-Litterman model and a Hierarchical approach」で、日本語に訳すと、「ブラック・リッターマン・モデルと階層的アプローチに基づく保険会社の資産運用ポートフォリオの構築」でございます。

保険会社における資産配分最適化の課題

- 課題点 1
 - ✓ 保険会社の資産残高は莫大で 10 兆円を超えることも多く、機動的な資産配分の組み換えが難しい
- 課題点 2
 - ✓ 保険会社の負債が超長期に渡り、そのリスクを資産配分最適化上では無視できない
- 課題点 3
 - ✓ 保険会社はしばしば会計上、規制上の制約を受ける
- 以上の 3 点の課題があり、既存の資産配分最適化手法（※）を活用して、保険会社のアセットアロケーションを構築することは困難

（※） 平均分散法、リスク調整後リターンを活用等

6

続きまして、研究の動機について説明させていただきます。私は、2年間、運用企画部でアセットアロケーションの最適化に取り組ませていただきましたが、既存の資産配分最適化手法ではなかなか超えられない、三つの課題点がございました。一つめが、保険会社の資産残高は莫大で、機動的な資産配分の組み換えが難しい点がございます。二点めは、保険会社、特に生命保険会社は保険が長期にわたりますので、そのリスクを踏まえた上で、資産配分の最適化を行わなければいけないというところでございます。三点めは、経済価値ベースの資本規制など、保険会社は会計上や規制上の制約を受けますので、各々の場合に則した、資産配分の最適化の手法が必要になるということでございます。以上の3点について課題がありますので、既存の資産配分手法を適用して、保険会社のアセットアロケーションを構築することを困難にしています。例えば、平均分散法やリスク調整後リターンが、有名な資産配分最適化の手法として用いられると思いますが、下記3点の課題があって、なかなか導入が進まなかったという経緯が、当社にはございました。

研究の目的

「経営方針に沿った現実的な」ポートフォリオを定量的に算出すること

- 要望 1
 - ✓ 現状の資産配分との変動をある程度抑えること
- 要望 2
 - ✓ 負債のリスク特性を踏まえること
- 要望 3
 - ✓ 基礎利益、サープラス、ESRなど、資産配分を最適化する際に、重視する指標を自由に設定できること
- 要望 4
 - ✓ 社内の金融環境見通しと整合的な配分変更とすること
- 要望 5
 - ✓ 前提条件の小さな変動に対して、結果が大きく変わらないこと（ロバスト性の確保）

7

本研究の目的ですが、記載のとおり、「経営方針に沿った、現実的なポートフォリオを定量的に算出すること」でございます。具体的に申し上げますと、下記の5点の要望がございます。上の三つにつきましては、先ほど挙げさせていただいた、保険会社特有の課題に則するものです。

まず1点めは、現状の資産配分との変動を、ある程度抑えるということです。2点めにつきましては、超長期の負債のリスク特性を踏まえた最適化を行うということです。3点めについては、基礎利益、サープラス、ESR等、どのような指標を最大化したいのかを選べるような、柔軟性を持たせるということです。下に追加で記載させていただきました2点、要望4、要望5につきましては、実務上、どうしても必要となるプロセスでございまして、経営方針に沿って対応しているものでございます。具体的に申し上げますと、社内で、金融環境シナリオ、見通しを立てている会社は多いかと思いますが、その見通しと整合的な配分変更とすること。5点めにつきましては、前提条件が少し変化した場合に、結果ががらりと変わってしまうことがない。言い換えると、頑健性（ロバスト性）の確保でございます。この五つの要望に沿った資産配分最適化手法を開発することが、本研究の目的となります。

定量的な資産配分最適化手法の紹介

期待収益率を用いたポートフォリオ

- ・マーコビッツ・モデル（平均分散法）
－詳細後述
- ・ブラック・リッターマンモデル
－詳細後述
- ・提案手法

リスクベースポートフォリオ

- ・最小分散ポートフォリオ
－共分散行列を踏まえ、リスクを最小とするポートフォリオ
- ・リスクパリティポートフォリオ
－限界リスク寄与度（相関を考慮）が等しくなるポートフォリオ
- ・逆分散ポートフォリオ
－限界リスク寄与度（相関を考慮しない）が等しくなるポートフォリオ

9

続きまして、先行研究について紹介させていただきます。定量的な資産配分最適化手法は、主に二つございます。一つめが、左側に記載しているとおり、「期待収益率を用いるポートフォリオ」でございます。二点めは、右側にあるとおり、「リスクベースのポートフォリオ」になります。

1点めの「期待収益率を用いたポートフォリオ」については、主にここでは3点挙げさせていただきます。1点めが「平均分散法」とも呼ばれる「マーコビッツ・モデル」、2点めが「ブラック・リッターマン・モデル」、三つめが、今回の「提案手法」です。これら三つについては、後ほど、スライドにて、詳しく紹介させていただきます。

続いて、「リスクベースポートフォリオ」について、簡単に説明させていただきます。一つめは、「最小分散ポートフォリオ」と呼ばれるものです。このポートフォリオは、主に資産間の分散・共分散行列を踏まえて、そのリスクを最小とするようなポートフォリオになります。二点めは、「リスクパリティポートフォリオ」です。こちらは、資産間の相関を考慮した上で、限界リスク量、つまり、単位資産当たりのポートフォリオのリスク量の増加幅が等しくなるように、ポートフォリオを組むやり方です。3点めは、こちらはリスクパリティポートフォリオの一つの派生のような形になっていますが、相関を考慮しない場合の、限界リスク量寄与度が等しくなるようなポートフォリオになっています。「逆分散ポートフォリオ」は、名前のとおり、各資産の個別の分散の逆数をウェイトに取ったようなポートフォリオになっています。

マーコビッツモデルの概要

・マーコビッツモデル

μ_i : 資産 i の期待収益率 ($i = 1, \dots, n$)
 $\Sigma = (\sigma_{ij})$: 分散・共分散行列
 \bar{r} : ポートフォリオ (w_1, \dots, w_n) の期待収益率

$$\begin{aligned} \text{Minimize} \quad & \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_i w_j \sigma_{ij} \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{i=1}^n w_i \mu_i = \bar{r}, \quad \sum_{i=1}^n w_i = 1 \end{aligned}$$

・解法 (ラグランジュの未定乗数法の活用)

$$\begin{aligned} \text{minimize} \quad & \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{V} \mathbf{w} \\ \text{subject to} \quad & \mathbf{A} \mathbf{w} = \mathbf{b} \end{aligned} \quad \Rightarrow \quad \begin{aligned} L = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{V} \mathbf{w} + \boldsymbol{\lambda}^T (\mathbf{A} \mathbf{w} - \mathbf{b}) \\ \frac{\partial L}{\partial \mathbf{w}} = \mathbf{V} \mathbf{w} + \mathbf{A}^T \boldsymbol{\lambda} = \mathbf{0} \\ \frac{\partial L}{\partial \boldsymbol{\lambda}} = \mathbf{A} \mathbf{w} - \mathbf{b} = \mathbf{0} \end{aligned} \quad \Rightarrow \quad \begin{aligned} \boldsymbol{\lambda} = -(\mathbf{A} \mathbf{V}^{-1} \mathbf{A}^T)^{-1} \mathbf{b} \\ \mathbf{w} = \mathbf{V}^{-1} \mathbf{A}^T (\mathbf{A} \mathbf{V}^{-1} \mathbf{A}^T)^{-1} \mathbf{b} \end{aligned}$$

$$\begin{bmatrix} \mathbf{V} & \mathbf{A}^T \\ \mathbf{A} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{w} \\ \boldsymbol{\lambda} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{b} \end{bmatrix}$$

出典：平均分散モデルの特徴と不確実性に関する考察(2014 中西)

10

それでは、「マーコビッツ・モデルの概要」について説明させていただきます。基本的にこのモデルが、多くのモデルの基本となっていますので、詳しく解説させていただきます。

まず、上段でございますものが、マーコビッツ・モデルの概要でございます。まず、制約条件として、二つ置いています。一つめが、期待収益率を一定の値にする制約です。 μ_i が資産 i の期待収益率で、 w がそれぞれのウェイトになっていまして、それを掛け合わせた、つまりポートフォリオ全体の期待収益率がある 1 点を指すというところを、制約としています。二つめの制約が、ウェイトの合計が 1 となる制約です。この二つの制約の下、この Minimize と書いてあるところですが、分散を最小化するようなポートフォリオを組むのが、マーコビッツ・モデルの概要となります。

こちらのマーコビッツ・モデルに関しまして、分散・共分散行列が正則で、非負制約がなければ、簡単に式で解くことができます。これは、ラグランジュの未定乗数法の活用によって解いた解法になります。左下の部分が、上段の式を、行列、ベクトルを用いて、表したものになります。ラグランジュの未定乗数法を活用することにより、右下のように、解析的に解くことができます。こちらで特筆させていただきたいことは、分散 V 、分散・共分散行列の逆数を解に持っているという点です。これは後ほど出てきますので、少し覚えていただければと思います。

マーコビッツ・モデルの課題点

- 共分散行列、期待収益率が少し変わるだけで極端に偏った配分となる（=ロバスト性の欠如、資産集中）
 - ✓ 期待収益率の推定の難しさ
 - ✓ 投資対象の増加に伴う、共分散行列の条件数の増加
- アウトオブサンプルにおいて、等ウェイトポートフォリオよりもパフォーマンスが劣る(De Miguel et al[2009])

Michaud, R. (1989)

	US mean = 10.3%	US mean = 13.0%
US	-0.0946	0.4101
JP	0.2122	0.3941
UK	0.4768	0.0505
GR	0.1800	0.1956
FR	0.2257	-0.0502

Marcos (2016)

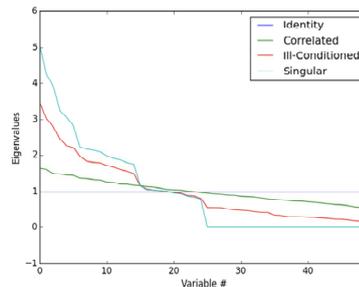


Exhibit 1 - Visualization of Markowitz's curse

11

こちらのマーコビッツ・モデルですが、課題点がいくつか挙げられています。一番大きい課題点は、共分散行列、期待収益率が少し変わるだけで、極端に偏った配分となるという問題です。ロバスト性（頑健性）が欠如している、資産が偏ったポートフォリオになってしまう、というような言い換えができるかと思います。

こちらを別の角度から捉えてみますと、2点の課題に分けられます。1点めが、期待収益率の推定の難しさです。左下の表に記載してありますものは、マーコビッツ・モデルの課題として論文が発表されたものになりますが、こちらは実証実験としてポートフォリオを組んだものになります。こちらの左と右の列で違うものは、USの期待収益率をいくつに置くかというものです。左側で見ておきますと、USの期待収益率が10.3%、右側は13%と、1.3倍程度の違いになっていますが、それを基にマーコビッツのポートフォリオを組むと、左側ですと-9%のウェイトから、右側で41%のウェイトになりますので、期待収益率が少し変わるだけで、50%近くウェイトが動いてしまうという例示になっています。

2点めは、少し直感的に把握することが難しい点ですが、例えばファクターが増加した場合に、分散・共分散行列の「条件数」と呼ばれるものが増加いたします。条件数は行列の固有値の最大値と最小値の比になりますが、条件数が増加することによって、先ほど説明させていただいた、分散・共分散行列の逆行列が発散してしまうという問題が指摘されています。

右下のグラフにあるものは、マルコスという方が研究した論文になります。こちらの論文で言うと、分かりにくいのですが、この赤い線が、いわゆる、通常、条件数が増えるという問題を示した図になっていて、ファクターをいくつか増やすと、「多重共線性」と呼ばれる現象が発生しまして、基本的には条件数が増えるという例示になっています。この2点の課題から、アウトオブサンプルにおいて、等ウェイトポートフォリオよりもパフォーマンスが劣ると指摘されています。

マーコビッツ・モデルの課題点を解消する取り組み

① 期待収益率の算出における工夫

- ロバスト最適化モデル
- ブラックリッターマン法

② 共分散行列の固有値問題における工夫

- リスク分散ポートフォリオ
- 階層的リスクパリティアプローチ

(注) 分散・共分散自体の推定、正規分布を仮定した場合の課題(ファットテール問題)等は今回は研究の対象とはしない

12

少々長くなりましたが、マーコビッツの課題点を二つ、こちらにまとめています。一つめが期待収益率、二つめが分散・共分散行列の固有値問題という2点でございます。こちらを解消する取り組みがいくつかありますので、二つずつ紹介させていただきます。まず、「期待収益率の算出における工夫」としまして、「ロバスト最適化モデル」、「ブラック・リッターマン法」という二つのモデルを、後ほど紹介させていただきます。「共分散行列の固有値問題における工夫」については、「リスク分散ポートフォリオ」と「階層的リスクパリティアプローチ」という二つを紹介させていただきます。なお、今回の研究では、分散・共分散自体の推定や、資産のリターンの正規分布を仮定した場合の課題、例えばファットテール問題といわれるようなものについては、研究の対象外とさせていただきます。

ロバスト最適化モデル

期待収益率の算出

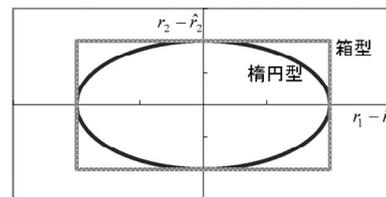
共分散行列の固有値問題

- 期待収益率に不確実性を考慮したロバスト最適化問題

$$\begin{aligned} & \text{最大化}_x \left\{ \text{最小化}_{r \in U_r} \sum_{i=1}^N r_i x_i \right\} \\ \text{条件} \quad & \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \sigma_{ij} x_i x_j \leq \sigma_T^2 \\ & \sum_{i=1}^N x_i = 1 \\ & 0 \leq x_i \leq u_i, i = 1, 2, \dots, N \end{aligned}$$

$$\text{箱型} \quad U_r = \{r \mid |r_i - \hat{r}_i| \leq \delta_i, i = 1, 2, \dots, N\}$$

$$\text{楕円型} \quad U_r = \{r \mid (r - \hat{r})^T \Sigma_r^{-1} (r - \hat{r}) \leq \delta^2\}$$



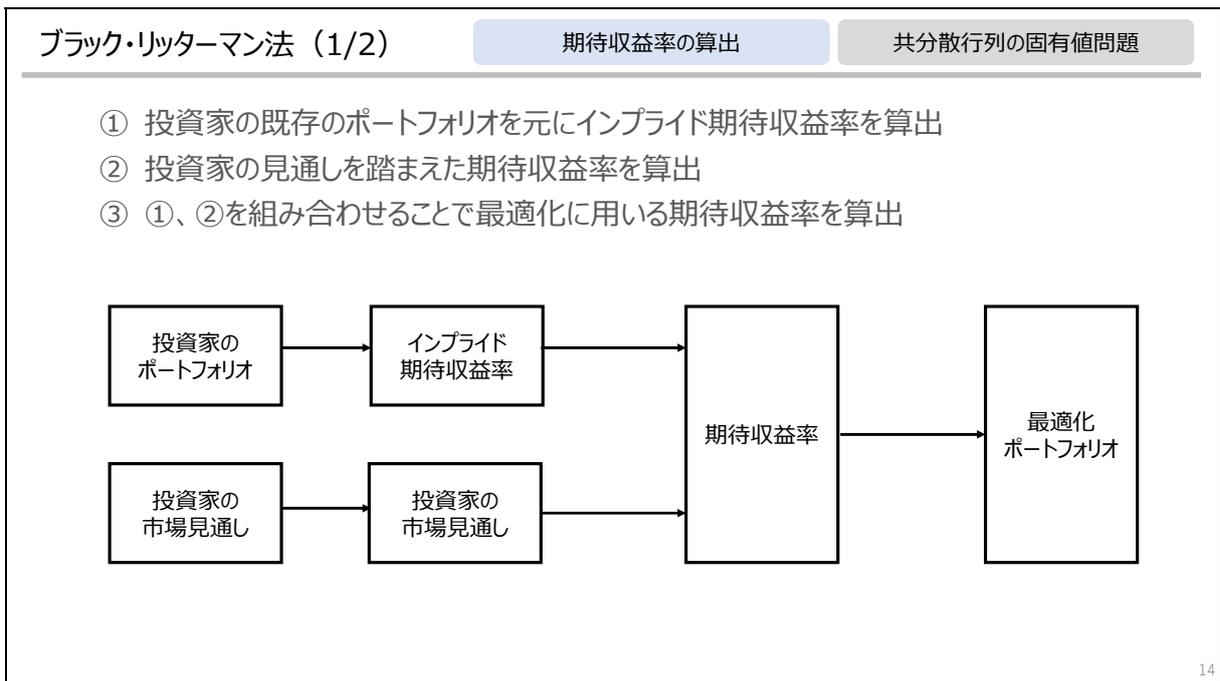
例えば、期待収益率に正規分布を仮定し、リスク回避度を踏まえて最適化を実行

出典：山本零, 石橋拓弥(2011)「不確実下での資産運用-ロバストポートフォリオ最適化の活用-」『ファイナンシャル・プランニング研究』No.10, pp.71-79.

13

まず初めに、「ロバスト最適化モデル」について説明させていただきます。こちらは、期待収益率の算出に

おける工夫の一つです。どのようなモデルかと申し上げますと、期待収益率に不確実性を考慮した問題に変化しているというところがございます。具体的に申し上げますと、右側の図にあるとおり、 r が期待収益率を表していますが、ご覧のように、領域の形で示してしまっていて、つまり1点で期待収益率を予測するのではなく、ある程度幅を持って予測するということが、このモデルの特徴となっています。左の算式の一番上段ですが、 r 、つまり期待収益率にある程度幅を持たせた上で、 Σ の中の r_x の項ですが、ポートフォリオ全体の収益率の最小値を最大化する。つまり、どのような領域になってもあまり損しないようなポートフォリオを組むことが、こちらの趣旨になります。このモデルでは、条件として、ボラティリティの上限や、資産ウェイトの条件も加えています。例えば、期待収益率が正規分布に従うとして、リスク回避度を踏まえて、最適化が実行されています。



続きまして、「ブラック・リッターマン法」について説明させていただきます。少し分かりにくいので、詳しく説明します。まずはじめに、こちらは聞き慣れない単語かと思いますが、投資家の既存のポートフォリオを基に、インプライド期待収益率を算出します。インプライド期待収益率について詳しく説明します。今回、三つの指標が出てきます。一つめが分散・共分散行列、二つめが期待収益率、三つめがポートフォリオウェイトです。マーコビッツ・モデルでは、分散・共分散行列と期待収益率から、ポートフォリオのウェイトを算出しました。そちらは、解析的に出すことが可能です。ということは、逆に言うと、ポートフォリオウェイトと分散・共分散行列から期待収益率を逆算することができるということになります。つまり、投資家が現状のポートフォリオを持っていますが、それが最適化されたポートフォリオだと思ったときの期待収益率を逆算することが、インプライド期待収益率のアイデアとなっています。

次に投資家の市場見通しを踏まえた収益率を算出します。最後に、インプライド期待収益率と投資家の市場見通しを組み合わせ、最適化に用いる期待収益率を算出いたします。最適化に用いる期待収益率が求まれば、あとはマーコビッツ・モデルと同様に、期待収益率と分散・共分散行列からポートフォリオを最適化いたします。

分かりにくいと思うので、もう少し補足させていただきます。インプライド期待収益率と投資家の市場

見通しの組み合わせ方は、さまざまあります。例えば、極端な話、100%インプライド期待収益率とする、つまり、期待収益率=インプライド期待収益率とすると、最適化ポートフォリオは、元々あった既存のポートフォリオとなります。逆に、インプライド期待収益率を見ずに、投資家の市場見通し=期待収益率とすると、マーコビッツ・モデルと全く同じような状況になります。直感的に申し上げますと、このブラック・リッターマン法と呼ばれるやり方は、インプライド期待収益率と市場見通しをどの程度ブレンドするかによって、マーコビッツ・モデルと今のポートフォリオのブレンドの度合いを変更するようなことが可能になるモデルになっています。

別の見方をすると、インプライド収益率を事前分布として考慮して、市場見通しにより期待収益率をベイズ推定すると捉えることもできます。こちらの事前分布と見通しの分布を組み合わせることで、このマーコビッツ・モデルで使う期待収益率を算出することになります。

リスク分散ポートフォリオ	期待収益率の算出	共分散行列の固有値問題
<p>①共分散行列Σを主成分分解</p> $\mathbf{E}'\Sigma\mathbf{E} \equiv \Lambda.$ <p style="text-align: center;">↓</p> <p>②固有値を降順に$\lambda_i (i = 1..N)$とおき、ポートフォリオの分散$\text{Var}\{R_w\}$を求める</p> $\tilde{\mathbf{w}} \equiv \mathbf{E}^{-1}\mathbf{w}$ $v_n \equiv \tilde{w}_n^2 \lambda_n, \quad n = 1, \dots, N.$ $\text{Var}\{R_w\} = \sum_{n=1}^N v_n.$	<p>③主成分の分散割合を下記で定義</p> $p_n \equiv \frac{\tilde{w}_n^2 \lambda_n}{\text{Var}\{R_w\}}$ <p style="text-align: center;">↓</p> <p>④分散インデックスを下記で定義し、分散インデックスを最大化するwを分散ポートフォリオとした</p> $\mathcal{N}_{Ent} \equiv \exp\left(-\sum_{n=K+1}^N p_n \ln p_n\right)$	<p>(参考) 最小分散ポートフォリオ</p> $\min_w \sigma^2 = \mathbf{w}^T \Sigma \mathbf{w}$ $\text{s.t. } \mathbf{1}^T \mathbf{w} = 1$ <p style="text-align: center;">↓</p> $\mathbf{w} = \frac{\Sigma^{-1} \mathbf{1}}{\mathbf{1}^T \Sigma^{-1} \mathbf{1}}$ <p>共分散行列Σの固有値次第で リスク分散が図られない恐れ</p>
<p>出典：小川 秀紀 (2012)「主成分分析を用いたリスク分散ポートフォリオ」『NFIリサーチ・レビュー-2012年8月号』</p>		

続きまして、分散・共分散行列の固有値問題について説明させていただきます。まず、「リスク分散ポートフォリオ」について説明させていただきます。こちらのモデルはリスクパリティアプローチの派生から生まれたものになりますが、分散・共分散行列の固有値問題として似ているところもあるので、説明させていただきます。

まず、スライドの①ですが、分散・共分散行列 Σ を主成分分解いたします。②ですが、固有値を降順に λ と置きまして、ポートフォリオの分散を、記載のように定めます。③ですが、主成分に対する分散の割合を記載のように定義しまして、さらに P_n を使って分散インデックスを定義し直すというようなことを行っています。こちらの目的は、一言で言ってしまうと、多重共線性の問題の解消でございます。右側に参考として最小分散ポートフォリオを挙げさせていただきましたが、こちらは分散・共分散行列の逆行列を使用しています。リスク分散ポートフォリオと比べてリスク分散が図られないなどの可能性があるということで、リスク分散ポートフォリオが考案されました。

(ステップ1) ツリークラスタリング

1. N個のファクターの相関係数行列 $\rho_{i,j}$ を算出し、距離測度を $d_{i,j} = \sqrt{\frac{1}{2}(1 - \rho_{i,j})}$ と定義
2. ユークリッド距離 $\tilde{d}_{i,j} = \sqrt{\sum_{n=1}^N (d_{n,i} - d_{n,j})^2}$ を計算
3. $(i^*, j^*) = \operatorname{argmin}_{(i,j), i \neq j} \{\tilde{d}_{i,j}\}$ を見つけ、クラスター(u[1])にまとめる
4. クラスターと要素の距離を $\tilde{d}_{i,u[1]} = \min\{\tilde{d}_{i,j}\}_{j \in u[1]}$ と定義
5. $\{\tilde{d}_{i,j}\}$ に $\tilde{d}_{i,u[1]}$ を付け加えて、 $j \in u[1]$ の要素を削除
6. 2~5を繰り返す

ステップ1

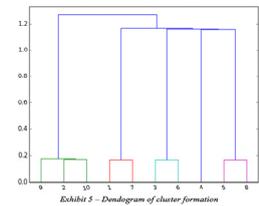


Exhibit 5 - Dendrogram of cluster formation

(ステップ2) 準対角化

ステップ1で作成したクラスター、距離の情報から、共分散行列を再編成

ステップ2

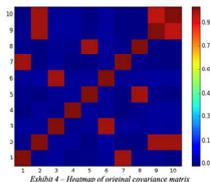


Exhibit 4 - Heatmap of original covariance matrix

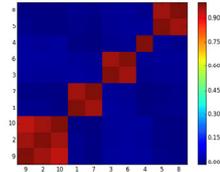


Exhibit 6 - Clustered covariance matrix

17

最後に紹介させていただきますものは、「階層的风险パリティアプローチ」と呼ばれるものになります。このモデルは結構ややこしいので、順を追って説明させていただきます。主に3ステップからなりまして、まず1ステップめは、「ツリークラスタリング」になります。こちらは、一般的な機械学習における、クラスタリングの手法を用いています。

具体的には、1番めに、N個のファクターの相関係数行列から、距離測度を定義します。その後、ユークリッド距離を計算しまして、3番めは、こちらはちょっと分かりにくいですが、それぞれ資産間の距離を算出した後に、一番距離が近いようなものを見つけます。それを、クラスターu[1]にまとめる作業を行います。4番めですが、クラスターとそれぞれの一つの要素間の距離を定義いたします。ここでは $d_{i,u[1]}$ と書かれていますが、この意味することとしましては、u[1]に属する各要素のうち、iに一番近いものを取り出すというような形で定義いたします。再帰的に、このクラスターにまとめた後の距離行列を、ユークリッド距離を使って再度クラスタリングを行うことで、ステップ1の右の方に記載してありますが、ツリークラスタリングを行います。

ステップ2は、「準対角化」と呼ばれるものです。右下にある図をご覧くださいと、分かりやすいかと思えます。左の図では、赤いところが、相関が高いところを示しています。相関が高い資産が散らばっていますが、ステップ1で行ったツリークラスタリングの情報を基に、相関が高いものをまとめる作業を行い、このように配列し直すことを、準対角化と言っています。

(第3ステップ) 再帰的に資産配分を最適化

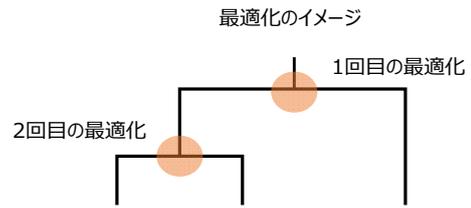
1. 初期設定

- a. 要素の設定 : $L = \{L_0\}$, $L_0 = \{n\}_{n=1, \dots, N}$
- b. 全要素に1を割当て : $w_n = 1, \forall n = 1 \dots N$

2. $\forall L_i \in L$ に対し、 $|L_i| = 1$ なら停止3. $|L_i| > 1$ を満たす各 L_i に対し

- a. L_i を2つの部分集合 $L_i^1 \cup L_i^2 = L_i$ に分割($|L_i^1| = \text{int}[\frac{1}{2}|L_i|]$)
- b. $L_i^j, j = 1, 2$ の分散を $\tilde{V}_i^j = \tilde{w}_i^{jT} V_i^j \tilde{w}_i^j$ で定義。 $\tilde{w}_i^j = \frac{\text{diag}(V_i^j)^{-1}}{\text{tr}[\text{diag}(V_i^j)^{-1}]}$, V_i^j は L_i^j の要素の共分散行列
- c. $0 \leq \alpha_i \leq 1$ となるような分割係数 $\alpha_i = 1 - \frac{\tilde{V}_i^1}{\tilde{V}_i^1 + \tilde{V}_i^2}$ を計算する
- d. $\forall n \in L_i^1$ に対して、 w_n を係数 α_i で再ウェイト
- e. 係数 $(1 - \alpha_i)$, $\forall n \in L_i^2$ に対して、 w_n を係数 $(1 - \alpha_i)$ で再ウェイト

4. 2に戻る



18

ステップ3ですが、「再帰的に資産配分を最適化する」というところがございます。詳しく説明させていただきますと、まず1番めに、初期設定を行います。具体的に言うと、Lと呼ばれるもの、これは資産ではなくて、クラスタリング一つ一つの分岐点になりますが、こちらを設定いたします。初期値として、全要素に1を割り当てます。2番めですが、ツリーのそれぞれの分岐点は個別資産になるまで続きますので、個別資産になるまで再帰的に繰り返すことを表しています。

3番めですが、こちらから少し分かりにくいので、右の図を使って、説明させていただきます。「1回目の最適化」と記載してあるところのように、ツリーのそれぞれ右側と左側で、二つの部分集合に分けます。その後、3のbですが、右側に関するポートフォリオの分散を算出して、左側も同様に算出いたします。cですが、右側と左側のウェイトを、分散の逆数を使って、定義し直します。これは、逆分散ポートフォリオのアプローチを流用しています。最後に、d、eの箇所ですが、 α_i にて、右のポートフォリオと左のポートフォリオのウェイトを決定した後、それぞれ、右側は α_i 、左側は $1 - \alpha_i$ という形で、定義し直すということがございます。2と3をずっと単一資産になるまで繰り返して、ウェイトづけし直すことによって、ポートフォリオを最適化しています。

以上で、先行研究の紹介は終わりにさせていただきます。

司会 では、ここで一旦、Q&Aセッションに入りたいと思います。今、質問いただいている内容が三つあります。1個ずつ、お話ししていきます。まず一つめですが、『「負債のリスク特性を踏まえること」における負債のリスク特性とは、主に金利リスクということでしょうか。保険負債のリスク特性として、キャッシュフローにおける不確実性もあると思いますが、そのようなリスクも記載の意図に含まれていますでしょうか」という質問です。これは、「研究の目的」のところでお話しいただいた内容についての質問かと思えます。

指田 ご質問ありがとうございます。今現状で考えていることは、おっしゃるとおり、キャッシュフロー

の形状のみとなっていますので、例えば、動的解約のリスクはまだ織り込めていない状況です。ただ、後ほど説明いたしますが、今後、この手法を拡張させる際には、ぜひとも考慮したいものとして、参考にさせていただきます。ありがとうございます。

司会 では、次の質問に参ります。「最適化するとは、特定の指標、基礎利益、サープラス、E S R等を最大化することと理解しました。生命保険会社において、資産ポートフォリオを最適化する上で、最大化すべき指標を設定するにあたり、考慮すべき内容について、コメントいただけますでしょうか」という質問です。

指田 極めて鋭い質問、ありがとうございます。弊社に限らず、どの会社でもそうかと思いますが、経済価値ベースの資本規制等もまだ始まったばかりなので、必ずしもサープラスを上げることを一番重視してそれだけを求めることは、なかなか難しい状況ではないかと考えています。

その中で、最適化をするツールをどのように活用するかということは、極めて難しい問題だと考えています。一つのアイデアとしましては、一つ一つの資産のウエイトを決めるのではなくて、例えば、為替リスクを増やすべきか減らすべきか、金利リスクを取るべきか取らないべきかといった、方向感を予測させるために、例えばE S Rの最適化を用いるやり方もあると思います。つまり、何が言いたいかということ、全て1から0まで最適化したポートフォリオで算出するのではなく、例えばリスクごとにカテゴライズして、そのカテゴリーの中でどのリスクを増やすかということは、最適化に任せる。その中で、どのような資産に投資するのか、例えば、ヘッジ付き外債なのか円債なのかというような、細かな資産間の判断においては、基礎利益やその他の指標を参考に、現実的なポートフォリオに落とし込んでいくようないわば「合わせ技」が、一番現実的なやり方ではないかと考えています。ありがとうございます。

司会 ありがとうございます。では、もう一ついきますか。「市場が効率、市場で取引可能で、流動性制約がないことが前提だと思いますが、保険資産は流動性リスクを収益源としているものが、現状でも無視しえない程度にあると思えますし、今後、プライベート資産が増えていく中、流動性の問題は、最適化にどのように織り込めばよいと考えますか」という質問です。

指田 極めて難しい質問だと思います。確かに、近年、プライベート・エクイティなどの非流動性をリターン源泉とするような資産は、とても増えてきています。かつ、そのような資産はマーケットの指標がなく、例えば、分散や共分散を計算するということが難しい資産もあると、私は理解しています。そのような資産とどのように向き合うかということですが、今の私のモデルは、あくまで資産運用リスクに特化してモデルを組んでいますので、例えばですが、資産運用リスクと非流動性リスクを並列して、資産運用リスクを今回のモデルで出して、その一つ上の階層で非流動性リスクをどの程度組み入れるか考慮することも可能だと、ジャスト・アイデアですが、思いました。

司会 ありがとうございます。指田様は入社6年めということなので、なかなか難しい質問かと思いますが、丁寧に回答いただき、ありがとうございました。

指田 こちらこそ、ご質問いただき、ありがとうございます。

司会 では、時間の制限もありますので、そのまま、次のプレゼンテーションに戻りたいと思います。また最後にもう1回Q&Aセッションを設定しますので、質問の、引き続き、記入をお願いします。では、お願いします。

指田 滝瀬さん、ありがとうございます。それでは、発表を再開させていただきます。

提案手法の概要 —階層的ブラック・リッターマン法—

- ① 期待収益率の算出における工夫
 - ロバスト最適化モデル
 - ブラックリッターマン法

- ② 共分散行列の固有値問題における工夫
 - リスク分散ポートフォリオ
 - 階層的リスクパリティアプローチ

- ③ その他の工夫
 - リスク評価における負債の追加
 - 目的関数をリスク調整後リターンに変更
 - 制約条件(ボラティリティ、配分変更)の付与

20

具体的に、今回は、「提案手法の概要」を簡単に説明させていただきます。主に三つの工夫を行っています。上二つは、先ほどご説明させていただいた、「期待収益率の算出における工夫」と、「共分散行列の固有値問題における工夫」となっています。今回は、①の工夫としてブラック・リッターマン法、②の工夫として階層的リスクパリティアプローチを採用させていただきました。「その他の工夫」として挙げさせていただいているものが、リスク評価における負債の追加および目的関数を、(今回の場合は)リスク調整後リターンに変更するという工夫、それから制約条件の付与の三つとなっています。

提案手法の詳細(1/3)

(ステップ1) 期待収益率の算出

1. 内部リスクモデル等を参考にモデルで使用するリスクファクターを選出
2. リスクファクターの共分散行列を算出
3. 各リスクファクターのエクスポージャー（負債含む）からサープラス変動の感応度を算出
4. ブラックリッターマン法を用い、2,3よりインプライド期待収益率を算出
5. 金融環境見通しから、見通しベースの期待収益率を算出
6. ブラックリッターマン法を用い、4,5より合成した期待収益率を算出

(ステップ2) クラスタリング・準対角化

1. 階層的リスクパリティアプローチと同様の手法でリスクファクターをクラスタリング・共分散行列を準対角化

(ステップ3) 再帰的に資産配分を最適化（詳細後述）

1. 階層的リスクパリティアプローチの再帰プロセスに則り、独自モデルにより資産配分を最適化

21

では、具体的な詳細について紹介させていただきます。主に3ステップに分けて、紹介させていただきます。まずステップ1ですが、期待収益率の算出方法について説明します。こちらは、ブラック・リッターマン法を用いて算出しています。6ステップに分かれています。一つめのステップは、こちらはなかなか悩ましいところではあるかと思いますが、例えば、内部のリスクモデル等を参考にして、モデルで使用するリスクファクターを選出いたします。数は100でも200でも可能ということが、今回の手法の大きな特徴となっています。2番めとしまして、そのリスクファクターに関する、分散・共分散行列を算出いたします。三つめ、こちら少し難易度が高いかと思いますが、各リスクファクターの負債を含むエクスポージャーから、サープラス等の変動の感応度を算出いたします。分散共分散行列と感応度があればブラック・リッターマン法のように、インプライド期待収益率を算出することができます。5番めですが、ブラック・リッターマン法の、もう片方の収益率の算出になりますが、金融環境見通し等から、見通しベースの期待収益率を算出いたします。6番で、4番、5番、つまりインプライド期待収益率と見通しベースの期待収益率から、実際にモデルで使う期待収益率を算出いたします。

ステップ2は、先ほど説明させていただきました、階層的リスクパリティアプローチと同様なので割愛させていただきますが、同様に、クラスタリング・準対角化を行います。

提案手法の詳細(2/3)

【再掲】(第3ステップ) 再帰的に資産配分を最適化

1. 初期設定
 - a. 要素の設定: $L = \{L_0\}, L_0 = \{n\}_{n=1, \dots, N}$
 - b. 全要素に1を割当て: $w_n = 1, \forall n = 1 \dots N$ ← 既存のエクスポージャー (負債除く) におけるウェイトを w_n の初期値に設定
2. $\forall L_i \in L$ に対し、 $|L_i| = 1$ なら停止
3. $|L_i| > 1$ を満たす各 L_i に対し
 - a. L_i を2つの部分集合 $L_i^1 \cup L_i^2 = L_i$ に分割 ($|L_i^1| = \text{int}[\frac{1}{2}|L_i|]$)
 - b. $L_i^j, j = 1, 2$ の分散を $\tilde{v}_i^j = \tilde{w}_i^{jT} V_i^j \tilde{w}_i^j$ で定義。 $\tilde{w}_i^j = \frac{\text{diag}(v_i^j)^{-1}}{\text{tr}[\text{diag}(v_i^j)^{-1}]}, V_i^j$ は L_i^j の要素の共分散行列
 - c. $0 \leq \alpha_i \leq 1$ となるような分割係数 $\alpha_i = 1 - \frac{\tilde{v}_i^1}{\tilde{v}_i^1 + \tilde{v}_i^2}$ を計算する ← α_i の決定プロセスにおいて、ブラックリッターマンモデルを一部改良した独自モデルを導入
 - d. $\forall n \in L_i^1$ に対して、 w_n を係数 α_i で再ウェイト
 - e. 係数 $(1 - \alpha_i), \forall n \in L_i^2$ に対して、 w_n を係数 $(1 - \alpha_i)$ で再ウェイト
4. 2に戻る

22

ステップ3ですが、再帰的に資産配分を最適化するということですが、こちらについては、この後、詳しく説明します。具体的にどのようなアプローチを取っているかということ、基本的には、階層的リスクパリティアプローチと同様のものになっています。変わっている箇所を、黒く表示させていただいています。まず初めに、全要素に1を割り当てるという初期設定を変更いたします。負債を除いた、既存の資産のエクスポージャーのウェイトを設定いたします。2と3の再帰化の手順については完全に同様ですが、ウェイトづけ α_i の算出のプロセスにおいて、ブラック・リッターマン・モデルを一部改良した、独自のモデルを導入しています。

提案手法の詳細(3/3)

初期設定

- w_{max} を $(0, 1]$ の範囲で設定
 - 1回の最適化で全資産のどの程度の割合の変化を許すかというパラメータ
- σ_{max} を $[1, \infty)$ の範囲で設定
 - 1回の最適化でボラティリティの増加を何倍まで許容するか定めたパラメータ
- 最大化する効用関数 ($f: w \rightarrow \mathfrak{R}$) を設定
 - (例) $f(w) = w' \mu - 2.57 \sqrt{w' \Sigma w}$ (μ は、ブラックリッターマン法で算出した期待収益率)

最適化実施

- $w_i(\alpha) := w_n + w_d + \alpha \frac{w_i^1}{|w_i^1|} - \alpha \frac{w_i^2}{|w_i^2|}$ (w_d は負債のエクスポージャー) とおく
- $\Omega_i := \{\alpha_i \in [-w_{max}, w_{max}] \mid w_i(\alpha)' \Sigma w_i(\alpha) < \sigma_{max} w_i(0)' \Sigma w_i(0)\}$ と
- $\alpha_i^* = \arg \max_{\alpha \in \Omega_i} f(w_i(\alpha))$ を見つける
- w_n を $w_n + \alpha_i^* \frac{w_i^1}{|w_i^1|} - \alpha_i^* \frac{w_i^2}{|w_i^2|}$ で更新

23

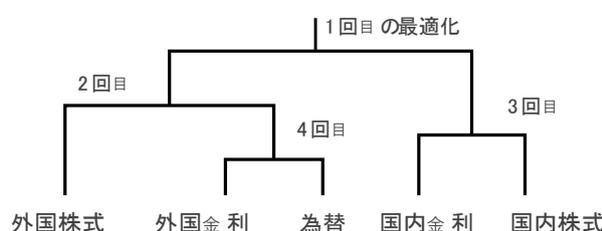
最適化のモデルについて説明します。上段に、初期設定について、三つ記載させていただいています。一点めが、ウェイトの変動の上限を設定するという事です。1回の最適化で、全資産のどの程度の割合の資産を変化させるか、どの割合の変化を許容するかといった、パラメーターになっています。二点めが、ボラティリティの制約です。1回の最適化の中でどの程度のボラティリティの増加を許容するかを定めた、パラメーターとなっています。三点めは、効用関数の設定です。今回は、例示していますとおり、ウェイト×期待収益率－リスク量で、リスク調整後リターンのような指標を使っています。

続きまして、最適化の実施方法について説明します。まず、 α に対して $W_i(\alpha)$ を、負債のエクスポージャーを含めた形で定義いたします。続きまして、 Ω_i で、 α_i の可動域を、先ほど定めた、二つの制約条件から算出いたします。三点めです。 α_i^* と書かせていただいています、決めた効用関数を使って、どの α が一番効用を最大化するかという点を見つけます。最後に、全体のウェイトを α_i^* で調整することによって、更新いたします。この最適化プロセスをクラスターツリーの各ノードで行い、単一資産になるまで実施することによって、全ての最適化を実施することになっています。

提案手法の解釈

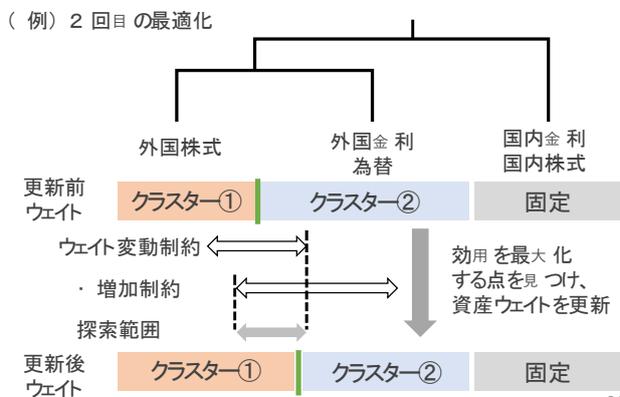
①最適化の順番について

- 強い相関があるファクター同士で近づく
- 大きなブロックから最適化を実施
- ファクターの数だけ最適化を実施
- 最後は、例えば5年日本金利と7年日本金利といったような極めて相関の強いファクターのウェイトを最適化する



②最適化手法について

- 分岐点外のウェイトは固定
- 制約条件のもと、分岐点にある2つのクラスターウェイトを増減
- ブラックリターマン法による期待収益率を用いており、社内の金融環境見通しにベクトルしたウェイト調整を実施



24

先ほどの説明が分かりにくいと思うので、少し、絵にして、解釈を付け加えたものを用意しました。解釈としまして、二つ用意させていただいています。まず一点め、最適化の順番について説明します。このモデルでは強い相関があるファクター同士で近づくようになっていまして、記載のとおり、上から順番に、大きなブロックから順々に最適化を行うようになっていまして、最終的には、例えば、極めて相関の強い、5年日本金利と7年日本金利といったようなファクターのウェイトを調整するようになっていまして、この、階層に分けた最適化によって、多重共線性の問題を解決することができます。

②の最適化の手法について説明させていただきます。右側に記載していますが、今回は、例示のように、オレンジの点、2回めの最適化の場合について考えてみようと思います。こちらの最適化では、この最適化の外にある、今回で言うと、国内金利、国内株式といったところのウェイトは固定して、クラスター①とクラスター②の分岐をどこに設定するかを探索するということになります。ウェイトの制約条件やボラ

ティリティの制約条件の中から、最適化のポイントを見つけ出します。こちらのウエイトが決まった後は、それぞれさらに細かなクラスター間でウエイトづけをしていくことになっています。基本的にはブラック・リッターマン法を用いていますので、社内の金融環境見通しにベツトしたようなウエイト調整が実施されることとなります。

提案手法の評価

• 優れている点

- ✓ 現状の資産配分からの変動を抑えることができる
- ✓ 負債のリスク特性を踏まえたリスク評価が可能
- ✓ 効用関数を自由に設定することが可能
- ✓ 社内の金融環境見通しと整合
- ✓ ロバスト性を確保
- ✓ 段階的に最適化を実行しているため、最適化結果の過程の分析や、ある程度大きなクラスターで最適化を止めることも可能

• 課題点

- ✓ 社内インフラが整っていない場合はデータを準備する負荷が大きい
- ✓ パラメーターが多い
- ✓ 個別のウエイトに対して制約をかけることが困難

25

では簡単に、「提案手法の評価」をさせていただきます。優れている点としましては、現状の資産配分から、変動を抑えたようなモデルとなるということです。この点に関して、2つの側面を説明させていただきます。まず1つめが、ブラック・リッターマン法を用いることによる、変動の抑制。2つめが、ウエイトの変動の制約条件を付与することによる、変動の抑制です。この2つの側面により変動を抑えることができます。

2点めは、負債のリスク特性を踏まえた評価が可能ということです。今回の手法では、資産ウエイトとは別に、負債のウエイトをリスク評価にのみ考慮させることによって、負債のリスク特性を踏まえたリスク評価が可能となっています。

3点めは、効用関数を自由に設定することが可能という点です。今回は、あくまで1回1回の最適化は、ポイントをどこにするか、つまり、実数が0から1かどこまでかというような、単純な最適化のやり方ですので、効用関数は自由に設定することができます。

4点めが、社内の金融環境見通しと整合するところでございます。こちらはブラック・リッターマン法における見通しの分布を考慮していますので、このようなことが可能となります。

5点めは、ロバスト性の確保と記載させていただいていますが、ただただブラック・リッターマン法を用いた場合だと、最適化したときに分散・共分散行列の固有値問題からポートフォリオがゆがんでしまうといった問題がありますが、階層的リスクパリティアプローチを組み込むことによって、ロバスト性を確保しています。

また、最後に記載していることは、やっけていて気づいたところになります。このモデルは段階的に最適化を実施していますので、例えば、100回の最適化のうちの50回めで止めることも可能でございます。つ

まり、何を言いたいかと申し上げますと、それぞれの1回1回の最適化においてどのような動きをしているのかを分析することができますので、例えば、ある程度大きなクラスターで最適化を止めることも可能となっています。

逆に、このモデルの課題点としましては、1点めが、社内インフラが整っていない場合は、なかなかデータを整備することが難しいということでございます。例えば、リスクファクターのエクスポーチャーや、リスクファクターの分散・共分散行列の算出といった点については、社内インフラが整っていないと、なかなかそのようなデータを準備する負荷が大きいです。

2点めですが、パラメーターが多いということでございます。こちらのパラメーターは、明示していませんが、いくつかございます。例えば、ブラック・リッターマン法においては、インプライド期待収益率と見直しベースの期待収益率をどの程度ブレンドするかといったパラメーターや、それとは別に、ウェイトの変動を抑制するようなパラメーターもございますので、どちらをどのように動かせばいいのか、なかなか調整が難しいという課題がございます。

3点めですが、同時に全ての資産を最適化しない、階層的な最適化手法だからこそその課題ですが、個別ウェイトに対して制約をかけることがなかなか難しいことでございます。例えば、最初に全資産を2分割してウェイトを調整する際に、個別の非負制約を考慮した上で調整することが難しいということでございます。

今後の方針・課題

モデル評価

- シミュレーションの実施、他の最適化手法との比較
- パラメーターの設定方法の考察
- ヒストリカルデータを用いた実証実験

モデル拡張

- 正規分布(CAPM)を仮定しない
- ウェイト上の制約条件を考慮

26

最後に、「今後の方針・課題」について説明させていただきます。今回は理論編だけを説明させていただきましたが、ICAに向けて、モンテカルロ・シミュレーション等の実施を行いたいと考えています。また、ブラック・リッターマン法やリスクパリティや平均分散法といった、他の最適化手法とパフォーマンスを比較したいと考えています。また、パラメーターが多いと課題で挙げましたが、パラメーターの設定方法の考察や、ヒストリカルデータを用いた実証実験等も考えています。

モデルの拡張の方向性といたしましては、先ほどご説明した、ウェイト上の制約条件を考慮したモデルや、正規分布やCAPMを仮定しない場合のモデルの拡張も考えていきたいと思っております。以上です。あり

がありがとうございました。

司会 指田様、ありがとうございました。それでは再び、Q&Aのセッションに入りたいと思います。いくつかまたご質問をいただいていますので、取り上げていきたいと思います。

まず、一つめです。「ご説明ありがとうございます。例えば、足元では為替や金利などが激しく動いていますが、今回の方法では、どこまで機動的にポートフォリオを変更する必要があるのでしょうか。それとも、そこまで対応しなくても大丈夫なのでしょう。許容度の設定次第とは思いますが、何か目安等があれば、教えてください」という質問です。

指田 ありがとうございます。昨今の金融環境は、かなり円安局面になったり、極めてボラティリティが、過去ないぐらいに強い環境が続いています。そのような中で、極めて難しいと私は考えているものが、分散・共分散行列の設定です。昨今、株式も債券も価格が落ちるところで、なかなかヘッジ効果がないのではないかと言われたりしますが、そのような、今のマーケット環境をどの程度信じるのか、つまり、直近の市場環境に関する分散・共分散の状況を、どこまでウエイトを高めて、分散・共分散行列を推定するのかという問題が、一つあると考えています。教科書的に言えば、例えば10年などで平均して見ることが一般的ではあるものの、例えば、直近1年の状況が極めて続く蓋然性が高いと判断するのであれば、直近1年を重視するような分散・共分散行列を使うことも、一つの手かと考えています。

2点めは、期待収益率の話になりますが、極端に言ってしまうと、どの程度自信があるかによって、どこまでベットするかを決めることができます。例えば、一つの手法としまして、インプライド期待収益率と見通しベースの収益率をどの程度ブレンドするかということに、見通しの確かさを入れるような研究もされています。そのような研究を基に、例えば、インプライド期待リターンと見通しベースの期待リターンのマッチング具合を、やや見通しベースに寄せたりといった工夫はできるのではないかと考えています。見通しベースの期待収益率にベットすればするほど、より、例えば、円安に進むと思っているのであれば、より為替のリスクを取るようなアロケーションになるので、そのようなことも一応、若干、手順は難しいですが、最適化に組み込むことも可能です。

司会 ありがとうございます。では、続きまして、進めていきたいと思います。「いいね」が1個のものもいくつかありますので、私のほうで抽出します。「大変興味深く拝聴させていただきました。提案手法について、計算負荷の観点ではいかがお考えでしょうか」という質問です。

指田 ありがとうございます。私が社内で使った際には、600個程度のファクターがあって、それに対して最適化をかけた場合は1、2分で完了させることができたので、計算負荷としては、それほど大きくないと思います。やっていることは、あくまで、まず、クラスタリングといわれるごく一般的なクラスタリングと、最適化の際は、全ての、例えば五つ、六つの変数があって最適化するわけではなく、あくまで1点ずつ最適化するので、それほど最適化の難易度は高くなく、大きな時間はかからず実行できたのではないかと推測しています。

司会 ありがとうございます。では、続きですが、「 α_i を改良されたということは、効用関数を最大化す

るものに変更したということでしょうか。なので、効用関数を、会社が重視したい指標を表現するようなものとするので、会社ごとの最適ポートフォリオが構築されるという理解でよろしいでしょうか。さまざまな制約から理論的なものを実現することは難しいですが、このような研究も有意義と感じました」という、ご意見と質問です。

指田 ご認識のとおりです。大変ありがとうございます。

司会 では、次です。「生保にとっての究極のリスクは、ボラティリティではないと思います。資産運用面だけで見ても、期待収益が実現されないことだと思いますが、なぜリスクをボラティリティだけで捉えるのですか」という質問です。

指田 ご指摘の点は、よく言われる点でございます。期待収益率が本当に正しいのかというような議論は誰も分からないようなところですので、その中で、ERM 運営と申しますか、どのようなリスクアペタイトを決めるかということを決めることが、われわれアクチュアリーの実務ではないかと、個人的には考えています。そのような中で、リスクを評価する際には、ボラティリティを重視することが、現状のやり方としては、唯一無二ではないかと考えています。それとは別の視点として、本当に資産運用リスクを割く必要があるかという議論はまた別に行って、もし資産運用リスクにベットする必要がないというような判断が経営からあるのであれば、そこにはベットしないというような議論が進むのではないかと考えていますので、資産運用リスクの話とは切り離して議論すべきところではないかと感じました。

司会 ありがとうございます。では、最後に一つ、「資産配分を最適化する際に重視する指標として、ESG や人的資本経営といった要素がどの程度考慮されているのか、教えてください」という質問です。

指田 正直に申し上げますと、一切考慮できていません。ただ、昨今、ESG の移行リスクなどのリスク手法は、ごくごく少ないですが、少しずつ開発されてきてはいると思っています。なので、例えば、気候変動関連のバリュー・アット・リスクなどの指標が定式化された後であれば、その式を効用関数に組み込むことは可能ではないかと考えています。

司会 ありがとうございます。では、質問も全部終わりました、時間もちょうど来ましたので、以上で終わりたいと思います。ありがとうございました。

それでは、AFIR 関連研究会のこのセッションを終了したいと思います。ご清聴ありがとうございました。