

# フィナンシャルエンジニアリング特論第2

## 中間レポート

内海佑麻<sup>\*</sup>  
(学籍番号: 82018398)

澤屋敷友一<sup>†</sup>  
(学籍番号: 82019220)

November 27, 2020

### 概要

ポートフォリオ選択モデル (1 期間モデル) を構築し, それを用いて資産運用を行う金融商品を組成し, そのパフォーマンスを検証した.

## 目次

1	モデルの構築方法	2
1.1	ポートフォリオ選択モデル . . . . .	2
1.2	ソフトウェアとデータ . . . . .	3
1.3	パラメータの設定 . . . . .	4
2	バックテストとパフォーマンス評価	4
3	結論と考察	4

---

<sup>\*</sup> 連絡先 Email: [uchiumi@ailab.ics.keio.ac.jp](mailto:uchiumi@ailab.ics.keio.ac.jp)

<sup>†</sup> 連絡先 Email: [yashiki@keio.jp](mailto:yashiki@keio.jp)

# 1 モデルの構築方法

## 1.1 ポートフォリオ選択モデル

### 1.1.1 Markowitz の平均分散モデル

Markowitz の平均分散モデルでは、「ポートフォリオの期待収益率 (Expected return) が一定値以上となる」という制約条件の下で、「ポートフォリオの分散を最小化する」最適化問題を考える。一般に、 $n$  コの資産で構成されるポートフォリオの場合、ポートフォリオの分散は  $n$  コの資産間の共分散行列の二次形式となるので、この最適化問題は二次計画問題 (Quadratic Programming, QP) のクラスとなり、次のように定式化される。

$$\underset{\mathbf{x} \in \mathcal{X}}{\text{minimize}} \quad \sigma_p (= \mathbf{x}^T \Sigma \mathbf{x}) \quad (1)$$

$$\text{subject to} \quad \bar{r}_p = \bar{\mathbf{r}}^T \mathbf{x} = \sum_{i=1}^n \bar{r}_i x_i \geq r_e \quad (2)$$

$$\|\mathbf{x}\|_1 = \sum_{i=1}^n x_i = 1 \quad (3)$$

$$x_i \geq 0 \quad (i = 1, \dots, n) \quad (4)$$

- $\Sigma \in \mathbb{R}^{n \times n}$  -  $n$  コの資産の共分散行列
- $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$  -  $n$  コの資産の投資比率ベクトル
- $\bar{\mathbf{r}} \in \mathbb{R}^n$  -  $n$  コの資産の期待収益率ベクトル
- $x_i \in \mathbb{R}$  - 資産  $i$  の投資比率
- $\bar{r}_i \in \mathbb{R}$  - 資産  $i$  の期待収益率
- $r_e \in \mathbb{R}$  - 投資家の要求期待収益率
- $\bar{r}_p \in \mathbb{R}$  - ポートフォリオの期待収益率
- $\sigma_p \in \mathbb{R}$  - ポートフォリオの標準偏差

1 つ目の制約式は、ポートフォリオの期待収益率が一定値 ( $= r_e$ ) 以上となることを要請している。2 つ目、3 つ目の制約式はポートフォリオの定義からくる自明なものである。資産の空売りを許す場合、3 つ目の制約式を除くこともある。

### 1.1.2 Sharpe-ratio 最大化モデル

シャープレシオ (Sharpe ratio, SR) は、最もよく使われるポートフォリオに対するリスク調整済みパフォーマンス尺度である。あるポートフォリオのシャープレシオ  $\theta_p$  は、無リスク資産の収益率  $r_f$  とポートフォリオの期待収益率  $\bar{r}_p$ 、ポートフォリオの標準偏差  $\sigma_p$  を用いて

$$\theta_p := \frac{\bar{r}_p - r_f}{\sigma_p} \quad (5)$$

と定義される。シャープレシオ最大化問題は、目的関数に  $n$  コの資産間の共分散行列が含まれるため、二次計画問題 (Quadratic Programming, QP) のクラスとなり、次のように定式化される。

$$\underset{\mathbf{x} \in \mathcal{X}}{\text{maximize}} \quad \frac{\bar{r}_p - r_f}{\sigma_p} \left( = \frac{\bar{\mathbf{r}}^T \mathbf{x} - r_f}{\sqrt{\mathbf{x}^T \Sigma \mathbf{x}}} \right) \quad (6)$$

$$\text{subject to} \quad \|\mathbf{x}\|_1 = \sum_{i=1}^n x_i = 1 \quad (7)$$

$$x_i \geq 0 \quad (i = 1, \dots, n) \quad (8)$$

- $r_f \in \mathbb{R}$  - 無リスク資産の収益率

この最適化問題の目的関数を二次形式で表すため、リスクプレミアム  $\lambda$  と各資産の比重ベクトル  $\mathbf{w} = \mathbf{x}/\lambda$  を導入して変形すると、次のように Sharpe-ratio 最大化問題のコンパクト分解表現を得る。

$$\underset{\mathbf{w} \in \mathcal{W}}{\text{minimize}} \quad \mathbf{w}^T \Sigma \mathbf{w} \quad (9)$$

$$\text{subject to} \quad \|\hat{\mathbf{r}}^T \mathbf{w}\|_1 = \sum_{i=1}^n (\bar{r}_i - r_f) w_i = 1 \quad (10)$$

$$w_i \geq 0 \quad (i = 1, \dots, n) \quad (11)$$

- $x_i \in \mathbb{R}$  - 資産  $i$  の投資比率
- $w_i \in \mathbb{R}$  - 資産  $i$  の投資比率と期待リスクプレミアムの比率 ( $w_i = x_i/\lambda$ )
- $\lambda \in \mathbb{R}$  - ポートフォリオの期待リスクプレミアム ( $\lambda = \sum_{i=1}^n \hat{r}_i x_i = \sum_{i=1}^n (\bar{r}_i - r_f) x_i$ )
- $\hat{r}_i \in \mathbb{R}$  - 資産  $i$  の期待リスクプレミアム ( $\hat{r}_i = \bar{r}_i - r_f$ )

ここで、定義式  $x_i = \lambda w_i$  と予算制約式  $\sum_{i=1}^n x_i = 1$  に注意すると、 $\lambda = 1/(\sum_{i=1}^n w_i)$  となるから、元問題の実行可能解  $\mathbf{x}$  とコンパクト分解表現の実行可能解  $\mathbf{w}$  の間に以下の関係が成り立つ。

$$\mathbf{x} = \lambda \mathbf{w} = \frac{\mathbf{w}}{\sum_{i=1}^n w_i} = \frac{\mathbf{w}}{\|\mathbf{w}\|_1} \quad (12)$$

## 1.2 ソフトウェアとデータ

CVXOPT の使い方

Python の凸最適化向けパッケージ CVXOPT (<https://cvxopt.org>) を使って、この二次計画問題 (QP) を解く。CVXOPT で二次計画問題を扱う場合は、解きたい最適化問題を以下の一般化されたフォーマットに整理して、

$$\underset{\mathbf{x}}{\text{minimize}} \quad \frac{1}{2} \mathbf{x}^T P \mathbf{x} + \mathbf{q}^T \mathbf{x} \quad (13)$$

$$\text{subject to} \quad G \mathbf{x} \leq \mathbf{h} \quad (14)$$

$$A \mathbf{x} = \mathbf{b} \quad (15)$$

パラメータ  $P, q, G, h, A$  を計算し、`cvxopt.solvers.qp()` 関数を実行することで最適解と最適値を求める。Markowitz の平均・分散モデルの場合は、

$$P = 2 \cdot \Sigma, \quad q = \mathbf{0}, \quad G = -\mathbf{I}_n, \quad h = -r_e, \quad A = \mathbf{1}_n^T, \quad b = 1 \quad (16)$$

となる.\*<sup>1</sup>

### 1.3 パラメータの設定

リバランス, パラメータの推定期間

## 2 バックテストとパフォーマンス評価

## 3 結論と考察

---

\*<sup>1</sup> 参考 URL: <https://cvxopt.org/userguide/coneprog.html#quadratic-programming>