

ポートフォリオ分析と線形代数

証券アナリスト

Takayuki Suzuki

This is institute of the author

線形代数（ベクトルと行列）では、「理解する」と「計算できる」が有る。

- 計算できるようにするもの
 - 2×2 の固有方程式から固有ベクトルが計算できる
 - 2×2 の対角化
 - 関数を成分とするベクトルの微分表記と関数の計算ができる
- 理解すればいいもの
 - 基本的計算
 - 内積の応用
 - 数理モデルの行列での表記
 - 行列式や逆行列について
 - 期待値、分散、共分散のベクトルの二次形式

計算できる必要があるのは、 2×2 の固有方程式から固有ベクトルを計算することおよび対角化、そして、関数を成分とするベクトルの微分表記、計算ができること。

- 内積
- 直交
- 転置（転置行列）
- 正方行列
- 対角成分、非対角成分
- トレース
- 単位行列
- 対称行列
- ゼロベクトル、ゼロ行列
- 行列式
- 逆行列
- 正則行列
- 固有値, 固有ベクトル
- 直交行列
- 対角化とスペクトル分解
- 一次形式と二次形式
- 一次形式と二次形式それぞれの微分

計算をできるようにしておくこと

- 2×2 行列の固有ベクトルの算出
- 2×2 行列の対角化

2 x 2 行列の固有ベクトルの算出

行列 A に対して、スカラー λ とベクトル x が

$$Ax = \lambda x$$

という関係を満たすとき、

λ を行列 A の固有値 (Eigenvalue), x を行列 A の固有ベクトル (Eigenvector) という。
行列 A の固有値を求めろ、という計算問題は出題される可能性がある。

固有値と固有ベクトルは、

$$\det(A - \lambda I)$$

がゼロである条件から求める。 \det は行列式、 I は単位行列である。
この式を特性方程式（または固有方程式）とよぶ。

固有値と固有ベクトルの求め方例

例；

$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 2 \end{bmatrix}$ の固有値を求める。

$\mathbf{A} - \lambda \mathbf{I} = \begin{bmatrix} 1 - \lambda & 2 \\ 3 & 2 - \lambda \end{bmatrix}$ であるので、その行列式は、

$$\det(\mathbf{A} - \lambda \mathbf{I}) = (1 - \lambda)(2 - \lambda) - 2 \cdot 3$$

である。これがゼロである条件を計算する。

$$(1 - \lambda)(2 - \lambda) - 2 \cdot 3 = \lambda^2 - 3\lambda - 4 = 0$$

より、 $\lambda = -1, 4$ が固有値である。

$\begin{bmatrix} a & b \\ c & d \end{bmatrix}$ の行列式が、 $(ad - bc)$ であったことを覚えておく

固有値と固有ベクトルの求め方例

つぎに、それぞれの固有値に対して、固有ベクトルを求める。固有値が $\lambda = -1$ のとき、固有値の定義から、

$$(\mathbf{A} - (-1) \cdot \mathbf{I})\mathbf{x} = 0$$

であるから、

$$\begin{aligned} (\mathbf{A} - \mathbf{I})\mathbf{x} &= \begin{bmatrix} 1 - (-1) & 2 \\ 3 & 2 - (-1) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 & 2 \\ 3 & 3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = 0 \\ \Rightarrow 2x_1 + 2x_2 + 0 \text{ and } 3x_1 + 3x_2 &= 0 \end{aligned}$$

これを満たすベクトルは無数にあるが、長さが1である単位ベクトルを選ぶと、

$$\mathbf{x} = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \end{bmatrix} \text{ が対応する固有ベクトルである。}$$

もう一方の固有値 $\lambda = 4$ に対する固有値も、同様に求める。

対角化

固有ベクトルを並べた行列 P で元の行列を挟むと、結果、対角成分だけになる性質がある。
2 x 2 行列で示す。

A の固有値を λ_1, λ_2 , 固有ベクトルを $\mathbf{x}_1 = \begin{bmatrix} x_{1,1} \\ x_{1,2} \end{bmatrix}$, $\mathbf{x}_2 = \begin{bmatrix} x_{2,1} \\ x_{2,2} \end{bmatrix}$ とする。固有ベクトルを並べた行列 P を考える。

$$P = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1 & \mathbf{x}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{2,1} \\ x_{1,2} & x_{2,2} \end{bmatrix}$$

元の行列 A にこの行列 P とその逆行列 P^{-1} を左右から掛けると

$$P^{-1}AP = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{bmatrix}$$

となる。(計算すると、必ずそうなる)

この操作を、行列の対角化という。

さらに、対角化の式を逆転させると、元の行列 A が、固有ベクトルの直積の和で表現できる。
これを、行列のスペクトル分解という。(スペクトル分解の話は、たぶん無理なのでやめておく)

ポートフォリオマネージメントへの応用

分散共分散行列

通常の分散は、確率変数に対して計算される。つまり、 $\text{var}(x)$ と書いた場合、 x は確率変数であった。つまり単純な定数ではなく、値が一定の確率分布によってランダムに定まる変数であった。¹

では、ベクトル変数 x に対する分散はどうなるか？ 分散共分散行列になる。

例えば、3つの資産のリターン（これは確率変数である）から成る下記のベクトルを考える。

$$\mathbf{r} = (r_1, r_2, r_3)$$

この分散は、実は下記のような行列になり、これを分散共分散行列という。（覚える）

$$\text{var}(\mathbf{r}) = \begin{bmatrix} \text{var}(r_1) & \text{cov}(r_1, r_2) & \text{cov}(r_1, r_3) \\ \text{cov}(r_2, r_1) & \text{var}(r_2) & \text{cov}(r_2, r_3) \\ \text{cov}(r_3, r_1) & \text{cov}(r_3, r_2) & \text{var}(r_3) \end{bmatrix}$$

¹ x が定数であれば、 $E(x) = x, \text{var}(x) = 0$ であるが、 x が確率変数であれば、 $E(x) = \bar{x}, \text{var}(x) = \sigma_x^2$ である。

一次形式とその微分

一次形式とは、ベクトルの世界の一次式で、係数ベクトル \mathbf{a} と、変数ベクトル \mathbf{x} の積で表される式のこと。

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{a}^T \mathbf{x}$$

この \mathbf{x} での微分すると下記になる。

$$\frac{\partial f(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} = \mathbf{a}$$

つまり、結果的には普通の一次式の微分と同じになる。

二次形式とその微分

二次形式とは、ベクトルの世界の二次式である。

この場合、係数はもはやベクトルではなく、行列になる。

すなわち、係数行列を A とすると、二次形式は、

$$f(x) = x^T A x$$

これを微分すると、下記になる。

$$\frac{\partial f(x)}{\partial x} = 2Ax$$

つまり、結果的には、普通の二次式の微分とほぼ、同じになる。

これらの微分のやり方は、結果だけ知っておけばいいはず。

分散共分散行列と、一次形式、二次形式の微分は、次の効用関数最適化への応用で利用される。

効用関数最適化への応用

\mathbf{x} を各資産の配分比率としたとき、効用関数 U が

$$U = \mathbf{x}^T \boldsymbol{\mu} - \frac{1}{2\tau} \mathbf{x}^T \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{x}$$

ただし $\boldsymbol{\mu}$ は各資産の期待リターンベクトル、 $\boldsymbol{\Sigma}$ は各資産の分散共分散行列

で表せた場合の、最適比率を求める。最適の時、微分がゼロになることから、

$$\frac{\partial U}{\partial \mathbf{x}} = 0$$

の条件から求めることができればよい。

$$\frac{\partial U}{\partial \mathbf{x}} = \boldsymbol{\mu} - \frac{1}{\tau} \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{x}$$

であるから、これがゼロになる条件を見つけられればよい。

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\mu} - (1/\tau) \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{x} &= 0 \\ \Rightarrow \mathbf{x} &= \tau \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \boldsymbol{\mu} \end{aligned}$$

となり、 τ 、 $\boldsymbol{\Sigma}$ 、 $\boldsymbol{\mu}$ が分かっているならば、上記を計算することで最適配分比率を求めることができる。やることは、行列とベクトルの掛け算である。