



$$\begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} = \frac{1}{\Delta} \begin{pmatrix} a_{22} & -a_{12} \\ -a_{21} & a_{11} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \end{pmatrix}$$

如果我們令

$$B = \frac{1}{\Delta} \begin{pmatrix} a_{22} & -a_{12} \\ -a_{21} & a_{11} \end{pmatrix}$$

則我們發現

$$A \cdot B = B \cdot A = I_2$$

定義：任意給定一個  $n \times n$  矩陣  $A$  若存在一個  $n \times n$  矩陣  $B$  使得  $AB = BA = I_n$ 。則我們稱矩陣  $B$  為矩陣  $A$  的反矩陣，並且記為  $B = A^{-1}$ 。

現在我們來求出一般反矩陣的公式：先考慮  $A = [a_{ij}]$ ， $B = [b_{ij}]$ ，

$$AB = I_n$$

看此矩陣方程式是否有解？如果記  $\vec{e}_k = \begin{pmatrix} 0 \\ \vdots \\ 1 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}$ ，（第  $k$  個座標為 1 其他為零的向量）

則我們將面臨

$$A\vec{b}_k = \vec{e}_k$$

其中

$$\vec{b}_k = \begin{pmatrix} b_{1k} \\ b_{2k} \\ b_{3k} \\ \vdots \\ b_{nk} \end{pmatrix}$$

利用克拉碼法則可知

$$\det(A) \cdot b_{jk} = \begin{vmatrix} a_{11} & \cdots & \overbrace{0}^j & \cdots & a_{1n} \\ \vdots & \cdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ a_{k1} & \cdots & 1 & \cdots & a_{kn} \\ \vdots & \cdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ a_{n1} & \cdots & 0 & \cdots & a_{nm} \end{vmatrix}$$

於是我們令  $a^{kj} = \begin{matrix} & \overbrace{\hspace{2cm}}^j & \\ \begin{matrix} a_{11} & \cdots & 0 & \cdots & a_{1n} \\ \vdots & \cdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ a_{k1} & \cdots & 1 & \cdots & a_{kn} \\ \vdots & \cdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ a_{n1} & \cdots & 0 & \cdots & a_{nn} \end{matrix} \end{matrix}$ ，我們稱此行列式為  $a_{jk}$  的餘因子。

並且我們可以獲得另外一個矩陣

$$A^{adj} = \begin{pmatrix} a^{11} & a^{21} & \cdots & a^{n1} \\ a^{12} & a^{22} & \cdots & a^{n2} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ a^{1n} & a^{2n} & \cdots & a^{nn} \end{pmatrix}$$

我們稱此矩陣為矩陣  $A$  的古典伴隨矩陣。如果  $\det(A) \neq 0$ ，那麼

$$b_{jk} = \frac{a^{jk}}{\det(A)}$$

所以

$$B = \frac{1}{\det(A)} A^{adj}$$

那麼以上的矩陣就是我們想求的反矩陣了。

例 2. 假設

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{pmatrix}, \quad B = \begin{pmatrix} b_{11} & b_{12} & b_{13} \\ b_{21} & b_{22} & b_{23} \\ b_{31} & b_{32} & b_{33} \end{pmatrix}$$

並且

$$\begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} b_{11} \\ b_{21} \\ b_{31} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}$$

那麼

$$\det(A)b_{11} = \begin{vmatrix} 1 & a_{12} & a_{13} \\ 0 & a_{22} & a_{23} \\ 0 & a_{32} & a_{33} \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} a_{22} & a_{23} \\ a_{32} & a_{33} \end{vmatrix} = a^{11}$$

$$\det(A)b_{21} = \begin{vmatrix} a_{11} & 1 & a_{13} \\ a_{21} & 0 & a_{23} \\ a_{31} & 0 & a_{33} \end{vmatrix} = - \begin{vmatrix} a_{21} & a_{23} \\ a_{31} & a_{33} \end{vmatrix} = a^{12}$$

$$\det(A)b_{31} = \begin{vmatrix} a_{11} & a_{12} & 1 \\ a_{21} & a_{22} & 0 \\ a_{31} & a_{32} & 0 \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} a_{21} & a_{22} \\ a_{31} & a_{32} \end{vmatrix} = a^{13}$$

類似的我們可以計算出其他的餘因子。

對一般的不是可逆矩陣，我們依然有下列的式子：

$$A \cdot A^{adj} = \det(A)I_n$$

因此當  $\det(A) \neq 0$ ，則有  $B = \frac{1}{\det(A)} A^{adj}$ 。

習題：是計算出下列矩陣的古典伴隨矩陣。

$$1. A = \begin{pmatrix} 3 & 1 & 0 \\ 0 & -1 & 2 \\ -3 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

$$2. A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 3 \\ -2 & 3 & 2 \\ 1 & -1 & -5 \end{pmatrix}$$

$$3. A = \begin{pmatrix} 1 & 6 \\ 0 & 3 \end{pmatrix}$$

$$4. A = \begin{pmatrix} 1 & a & c \\ 0 & 1 & b \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

$$5. A = \begin{pmatrix} 2 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 3 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 3 \end{pmatrix}$$

$$6. A = \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & \lambda_1 \end{pmatrix}$$

$$7. A = \begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix}$$

應用：GRAM 行列式

例 3. 假設  $\vec{u}$  不平行於  $\vec{w}$ ，試求出  $|\vec{u} - t\vec{w}|$  的最小值。

例 4. 假設  $\vec{u}, \vec{v}, \vec{w}$  不落在同一個平面上，試求出  $|\vec{u} - t\vec{v} - s\vec{w}|$  的最小值。

解：我們發現當  $(\alpha, \beta)$  被選取為  $\vec{u} - \alpha\vec{v} - \beta\vec{w} \perp E_{\vec{u}, \vec{v}}$  時  $|\vec{u} - t\vec{v} - s\vec{w}|$  有最小值，那即是說：

$$\begin{aligned}(\vec{u} - \alpha\vec{v} - \beta\vec{w}) \cdot \vec{v} &= 0 \\(\vec{u} - \alpha\vec{v} - \beta\vec{w}) \cdot \vec{w} &= 0\end{aligned}$$

那就是說

$$\begin{aligned}(\vec{v} \cdot \vec{v})\alpha + (\vec{v} \cdot \vec{w})\beta &= \vec{v} \cdot \vec{u} \\(\vec{v} \cdot \vec{w})\alpha + (\vec{w} \cdot \vec{w})\beta &= \vec{w} \cdot \vec{u}\end{aligned}$$

因為  $\vec{u}, \vec{v}, \vec{w}$  不落在同一個平面上，此行列式為

$$\begin{vmatrix} \vec{v} \cdot \vec{v} & \vec{v} \cdot \vec{w} \\ \vec{v} \cdot \vec{w} & \vec{w} \cdot \vec{w} \end{vmatrix} = |\vec{v}|^2 |\vec{w}|^2 - (\vec{v} \cdot \vec{w})^2 > 0$$

所以由克拉瑪法則可知：

$$\begin{aligned}\alpha &= \frac{\begin{vmatrix} \vec{v} \cdot \vec{u} & \vec{v} \cdot \vec{w} \\ \vec{w} \cdot \vec{u} & \vec{w} \cdot \vec{w} \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} \vec{v} \cdot \vec{v} & \vec{v} \cdot \vec{w} \\ \vec{v} \cdot \vec{w} & \vec{w} \cdot \vec{w} \end{vmatrix}} \\ \beta &= \frac{\begin{vmatrix} \vec{v} \cdot \vec{v} & \vec{v} \cdot \vec{u} \\ \vec{v} \cdot \vec{w} & \vec{w} \cdot \vec{u} \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} \vec{v} \cdot \vec{v} & \vec{v} \cdot \vec{w} \\ \vec{v} \cdot \vec{w} & \vec{w} \cdot \vec{w} \end{vmatrix}}\end{aligned}$$

於是我們可以記

$$P_{\vec{v}, \vec{w}}(\vec{u}) = \frac{\begin{vmatrix} \vec{v} \cdot \vec{u} & \vec{v} \cdot \vec{w} \\ \vec{w} \cdot \vec{u} & \vec{w} \cdot \vec{w} \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} \vec{v} \cdot \vec{v} & \vec{v} \cdot \vec{w} \\ \vec{v} \cdot \vec{w} & \vec{w} \cdot \vec{w} \end{vmatrix}} \vec{v} + \frac{\begin{vmatrix} \vec{v} \cdot \vec{v} & \vec{v} \cdot \vec{u} \\ \vec{v} \cdot \vec{w} & \vec{w} \cdot \vec{u} \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} \vec{v} \cdot \vec{v} & \vec{v} \cdot \vec{w} \\ \vec{v} \cdot \vec{w} & \vec{w} \cdot \vec{w} \end{vmatrix}} \vec{w} = \frac{-1}{\begin{vmatrix} \vec{v} \cdot \vec{v} & \vec{v} \cdot \vec{w} \\ \vec{v} \cdot \vec{w} & \vec{w} \cdot \vec{w} \end{vmatrix}} \begin{vmatrix} \vec{v} \cdot \vec{v} & \vec{v} \cdot \vec{w} & \vec{v} \cdot \vec{u} \\ \vec{v} \cdot \vec{w} & \vec{w} \cdot \vec{w} & \vec{w} \cdot \vec{u} \\ \vec{v} & \vec{w} & 0 \end{vmatrix}$$

則此函數稱為向量  $\vec{u}$  在平面  $E_{\vec{u}, \vec{v}}$ （由向量  $\vec{v}, \vec{w}$  所張成的平面）上的垂直投影。

$$\text{定義：} \Gamma(\vec{u}, \vec{v}) = \begin{vmatrix} \vec{v} \cdot \vec{v} & \vec{v} \cdot \vec{w} \\ \vec{v} \cdot \vec{w} & \vec{w} \cdot \vec{w} \end{vmatrix}, \quad \Gamma(\vec{u}, \vec{v}, \vec{w}) = \begin{vmatrix} \vec{v} \cdot \vec{v} & \vec{v} \cdot \vec{w} & \vec{v} \cdot \vec{u} \\ \vec{v} \cdot \vec{w} & \vec{w} \cdot \vec{w} & \vec{w} \cdot \vec{u} \\ \vec{v} \cdot \vec{u} & \vec{w} \cdot \vec{u} & \vec{u} \cdot \vec{u} \end{vmatrix}$$

分別稱為向量  $\vec{u}, \vec{v}$  與向量  $\vec{u}, \vec{v}, \vec{w}$  的 GRAM 行列式。

應用 GRAM 行列式去解最小直線問題：

假設任給一些資料點  $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$ ，我們想找出一條直線  $y = ax + b$ ，使得

$$E(a, b) = \sum_{k=1}^n (y_k - ax_k - b)^2$$

有最小值。如果這樣的直線存在，那麼我們稱這條直線為回歸直線或是最適合直線。如果記  $\vec{v} = (x_1, \dots, x_n)$ ， $\vec{w} = (1, \dots, 1)$ ， $\vec{u} = (y_1, \dots, y_n)$ ，那麼這個極小值的問題變成求  $|\vec{u} - a\vec{v} - b\vec{w}|^2$  的最小值的問題。上面討論可求出其解，我們現在也討論另外一種表示方法：上面討論可知解數對  $(a, b)$  等價於解

$$\begin{cases} \left( \sum_{k=1}^n x_k^2 \right) a + \left( \sum_{k=1}^n x_k \right) b = \sum_{k=1}^n x_k y_k \\ \left( \sum_{k=1}^n x_k \right) a + nb = \sum_{k=1}^n y_k \end{cases}$$

如果令  $A = \begin{pmatrix} x_1 & 1 \\ x_2 & 1 \\ \vdots & \vdots \\ x_n & 1 \end{pmatrix}$ ， $X = \begin{pmatrix} a \\ b \end{pmatrix}$ ， $Y = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix}$ ，那麼原方程式可改寫為

$$A^T A X = A^T Y$$

由於如果  $x_i$  相異則  $\det(A^T A) > 0$ ， $A$  為可逆矩陣。

可知

$$X = (A^T A)^{-1} A^T Y$$

習題：試計算向量  $\vec{u}$  在平面  $E_{\vec{v}, \vec{w}}$ （由向量  $\vec{v}, \vec{w}$  所張成的平面）上的垂直投影。與

他們的 GRAM 行列式。

1.  $\vec{u} = (1, 0, -1)$ ， $\vec{v} = (0, 2, 0)$ ， $\vec{w} = (-3, 2, 1)$
2.  $\vec{u} = (0, 1, 2)$ ， $\vec{v} = (1, -1, -1)$ ， $\vec{w} = (-3, 0, -3)$
3.  $\vec{u} = (0, 1, 0)$ ， $\vec{v} = (0, 1, -3)$ ， $\vec{w} = (1, 4, -5)$
4.  $\vec{u} = (x_1, x_2, x_3)$ ， $\vec{v} = (1, 1, 1)$ ， $\vec{w} = (y_1, y_2, y_3)$
5.  $\vec{u} = (x_1, x_2, x_3)$ ， $\vec{v} = (z_1, z_2, z_3)$ ， $\vec{w} = (y_1, y_2, y_3)$