

Lecture 6 线性映射、二次型、正定矩阵 — 2025.10.14

教授：邵美悦

Scribe: 路人局

1 大纲

1. 线性映射的应用案例
2. 二次型与正定矩阵

2 线性映射的应用案例

例 2.1. 求解常微分方程

$$y'' - 2y' + y = x^4$$

的一组特解。

解. 设求导算子 D 作用在 \mathbb{R} 上的不超过四次的多项式空间 $P(\mathbb{R}^4)$ 上, 即 $D : P(\mathbb{R}^4) \rightarrow P(\mathbb{R}^4), y \mapsto y'$. 则原方程可写为

$$(D^2 - 2D + I)y = x^4,$$

亦即

$$(I - D)^2 y = x^4.$$

如果 $I - D$ 可逆, 则

$$y = (I - D)^{-2} x^4.$$

下面我们来验证 $I - D$ 的可逆性。注意到

$$(I - D)(I + D + D^2 + D^3 + D^4) = I - D^5 = I,$$

因此 $I - D$ 可逆, 且

$$(I - D)^{-1} = I + D + D^2 + D^3 + D^4.$$

这是因为 D^5 作用在 V 上恒为零映射。接下来我们分两步来计算 $(I - D)^{-2} x^4$.

第一步，我们先计算 $z = (I - D)^{-1}x^4$.

$$z = (I + D + D^2 + D^3 + D^4)x^4 = x^4 + 4x^3 + 12x^2 + 24x + 24.$$

第二步，我们计算 $y = (I - D)^{-1}z$.

$$y = (I + D + D^2 + D^3 + D^4)z = x^4 + 8x^3 + 36x^2 + 96x + 120.$$

这就是原方程的一组特解。

上面我们看到了线性算子在分析学中的一个巧妙应用。接下来，让我们转向一个完全不同的领域——组合数学，看一看线性代数是如何帮助我们理解图的结构的。

我们知道，给定一张图，我们可以利用邻接矩阵来表示这张图的结构。图分为两类：有向图和无向图。它们的邻接矩阵表示是不同的：

例 2.2. 设有无向图 $G = (V, E)$ ，其中 $V = \{1, 2, 3\}$ ， $E = \{(1, 2), (2, 3)\}$ 。则其邻接矩阵为

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}.$$

设有向图 $G' = (V', E')$ ，其中 $V' = \{1, 2, 3\}$ ， $E' = \{(1, 2), (2, 3)\}$ 。则其邻接矩阵为

$$A' = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}.$$

初看起来，邻接矩阵似乎只是将图的结构用一种新的符号来表示，但它真正的威力在于——它可以进行矩阵运算，从而揭示图的深层次性质。邻接矩阵的幂次具有明确的组合意义。在上面这个问题中，如果我们把邻接矩阵 A 看作是一个线性映射 $T : \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}^3$ ，那么，它就把标准正交基 $\{e_1, e_2, e_3\}$ 映射为

$$T(e_1) = a_1, \quad T(e_2) = a_2, \quad T(e_3) = a_3,$$

其中 a_i 是邻接矩阵 A 的第 i 列。因此， T 的作用就是把每个顶点映射到它能够直接到达的顶点的集合上。相应地，矩阵 A 的第 (i, j) 元素的意义就是：从顶点 j 出发，能否直接到达顶点 i 。

那么，线性映射 T^2 的作用是什么呢？现在我们就来研究一下 T^2 究竟能把标准正交基映射到哪里。例如，对于 e_1 ，我们有

$$T^2(e_1) = A^2e_1 = A(Ae_1) = Aa_1.$$

在上式中， a_1 是从顶点 1 出发能够直接到达的顶点的集合，而 Aa_1 自然就是从这些顶点出发，能够直接到达的顶点的集合——这也就是从顶点 1 出发，经过两步能够到达的顶点的集合。同理，

$A^2 e_i$ 就是从顶点 i 出发，经过两步能够到达的顶点的集合。因此，线性映射 T^2 的作用就是把每个顶点映射到它经过两步能够到达的顶点的集合上。相应地，矩阵 A^2 的第 (i, j) 元素的意义就是：从顶点 j 出发，经过两步到达顶点 i 的路径数。类似地，线性映射 T^k 的作用就是把每个顶点映射到它经过 k 步能够到达的顶点的集合上，而矩阵 A^k 的意义也就不言而喻了——它的第 (i, j) 元素表示从顶点 j 出发，经过 k 步到达顶点 i 的路径数。

这种精确的组合意义是邻接矩阵在图论中非常有用的原因之一。它不仅告诉我们“能不能到”，还告诉我们“有多少种走法”。

但是，在上面的讨论中，我们绕不开一个问题：怎么计算矩阵的幂次呢？对于一般的矩阵，这个问题并不容易，我们需要求解特征值、特征向量，并对特征向量进行正交化处理，才能最终得到矩阵的幂次表达式。但对一些具有特殊结构的矩阵，我们就可以利用它们的特殊性质来简化计算。

例 2.3. 设无向图 $G = (V, E)$ ，其中 $V = \{1, 2, 3, 4\}$, $E = \{(1, 2), (1, 3), (1, 4), (2, 3), (2, 4), (3, 4)\}$. 则其邻接矩阵为

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 0 \end{bmatrix}.$$

试计算 A^n .

解. 我们的思路仍然是通过谱分解来计算 A^n . 不过，我们无需硬算特征值和特征向量。

注意到 $A = ee^T - I$, 其中 $e = [1, 1, 1, 1]^T$.

对于矩阵 $M = ee^T$, 我们可以注意到

$$M^2 = (ee^T)(ee^T) = e(e^Te)e^T = 4ee^T = 4M.$$

因此它的特征值为 $0, 4$ ，并且由于 M 是秩一矩阵，我们可以得到：4 的代数重数是 1，而 0 的代数重数是 3. 因此，矩阵 A 的特征值为 $3, -1$ ，其中 3 的代数重数是 1，而 -1 的代数重数是 3.

现在我们来计算每个特征值对应的特征向量。由于 A 的每一行的和都是 3，因此我们有

$$Ae = e \cdot 3,$$

即 3 的一个特征向量为 e . 当然，为了之后的计算方便，我们把它归一化为

$$q = \frac{1}{2}e = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} \\ \frac{1}{2} \\ \frac{1}{2} \\ \frac{1}{2} \end{bmatrix}.$$

特征值 -1 对应的特征向量并不好求，但我们也没必要求。我们只需要找到 q 的正交补空间中的三个线性无关的向量即可。或者，我们也没必要把这三个向量都找出来，我们只需要把它们构成的空间表示出来就行了。这样，问题就变得非常简单了。

我们知道，谱分解可以写成分量形式：

$$A = \sum_{i=1}^4 \lambda_i q_i q_i^T,$$

其中 λ_i 是 A 的特征值， q_i 是对应的单位特征向量。因为 $q_i q_i^T$ 是投影算子，我们也可以将上式理解为三个投影算子的线性组合。现在我们已经知道 $\lambda_1 = 3$, $q_1 = q$. 接下来我们就要来处理剩下三项。

首先，它们的特征值都是 -1 ，因此 A 又可以写成

$$A = 3qq^T - \sum_{i=2}^4 q_i q_i^T.$$

后面的求和项是三个投影算子的和——这个和算子的作用就相当于把一个向量投影到 q_2, q_3, q_4 张成的子空间上，而 q_2, q_3, q_4 张成的子空间正好是 q 的正交补空间。因此，这个和算子的作用就是把一个向量投影到 q 的正交补空间上。 $\sum_{i=2}^4 q_i q_i^T$ 就正是这个投影算子的表示矩阵。我们的目标就是把这个矩阵求出来。

其次，我们注意到

$$\sum_{i=2}^4 q_i q_i^T = I - qq^T.$$

这是因为 $P_1 = qq^T$ 是到特征向量 q 所在一维子空间上的正交投影矩阵，而 $P_2 = I - qq^T$ 是到特征向量 q 的正交补空间上的正交投影矩阵，这正是我们需要的矩阵！因此 $\sum_{i=2}^4 q_i q_i^T = I - qq^T$. 综上所述，我们有

$$A = 3qq^T - (I - qq^T).$$

现在我们可以计算 A^n 了。投影矩阵具有两个关键的性质：

1. 幂等性： $P^2 = P$.
2. 正交性：如果 P_1, P_2 是两个正交的投影矩阵，那么 $P_1 P_2 = P_2 P_1 = 0$.

由这两条性质，我们可以得到：

$$A^n = 3^n (qq^T) + (-1)^n (I - qq^T).$$

谱分解定理 在上面这道例题中，我们说 A 是可以进行谱分解的。但我们并没有严格地证明。现在，我们来补充一下这个细节。

定理 2.4 (Hermite 矩阵的谱分解定理). 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 是一个 Hermite 矩阵，即 $A = A^*$. 则 A 可以进行谱分解，即存在酉矩阵 Q 和对角矩阵 Λ ，使得

$$A = Q\Lambda Q^*.$$

证明. 我们之前证明过任意复方阵 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 都酉相似于上三角阵。在这里，我们采取同样的证明方法（归纳法），来证明 Hermite 矩阵酉相似于对角阵。

当矩阵的阶数 $n = 1$ 时，结论显然成立。假设当矩阵的阶数小于 n 时，结论成立。现在考虑阶数为 n 的 Hermite 矩阵 A .

首先，如果我们设 A 的一个特征值是 λ ，对应的单位特征向量是 q_1 ，那么我们可以构造一个酉矩阵 Q_1 ，

$$Q_1 = [q_1, \star],$$

使得

$$AQ_1 = Q_1 \begin{bmatrix} \lambda & \star \\ 0 & B \end{bmatrix}.$$

这里 B 是一个 $(n - 1) \times (n - 1)$ 的矩阵。接下来，我们来证明 B 也是一个 Hermite 矩阵。我们先将上式进行变形：

$$Q_1^* A Q_1 = \begin{bmatrix} \lambda & \star \\ 0 & B \end{bmatrix}.$$

由于 A 是 Hermite 矩阵，我们有：

1. λ 是实数；
2. \star 部分是一个零向量；
3. B 是一个 Hermite 矩阵。

根据归纳假设， B 可以进行谱分解，即存在酉矩阵 Q'_2 和对角矩阵 Λ_2 ，使得

$$B = Q'_2 \Lambda_2 Q'^*_2.$$

现在我们构造酉矩阵

$$Q_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & Q'_2 \end{bmatrix}.$$

则有

$$Q_2^* Q_1^* A Q_1 Q_2 = \begin{bmatrix} \lambda & \star \\ 0 & \Lambda_2 \end{bmatrix}.$$

如果我们记 $Q = Q_1 Q_2$, 则 Q 也是酉矩阵, 并且

$$Q^* A Q = \begin{bmatrix} \lambda & \star \\ 0 & \Lambda_2 \end{bmatrix} := \Lambda,$$

亦即

$$A = Q \Lambda Q^*.$$

这就完成了证明。

从上面的证明中我们还可以发现, Λ 是 A 的特征值构成的对角矩阵, 它是一个实矩阵; 而 Q 的列向量是特征值对应的单位特征向量。 \square

有了 Hermite 阵的谱分解定理, 我们自然也会好奇, 实对称矩阵是否也可以进行谱分解。答案是肯定的。实对称矩阵的谱分解定理如下:

定理 2.5 (实对称矩阵的谱分解定理). 设 $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 是一个实对称矩阵, 即 $A = A^T$. 则 A 可以进行谱分解, 即存在实正交矩阵 Q 和实对角矩阵 Λ , 使得

$$A = Q \Lambda Q^T.$$

证明. 实对称矩阵是一种特殊的 Hermite 矩阵, 因此它的特征值都是实数。由特征方程

$$(\lambda I - A)x = 0,$$

系数矩阵 $\lambda I - A$ 是一个实矩阵, 因此对特征值 λ_1 , 我们必然可以找到一个实数解 x_1 . 因此我们可以取 Q_1 为

$$Q_1 = [x_1, \star] \in \mathbb{R}^{n \times n},$$

使得

$$A Q_1 = Q_1 \begin{bmatrix} \lambda_1 & \star \\ 0 & B \end{bmatrix}.$$

同样地, 由 A 的实对称性, 我们有:

1. \star 部分是一个零向量;
2. B 是一个实对称矩阵。

由归纳假设, B 可以进行谱分解, 即存在实正交矩阵 Q'_2 和实对角矩阵 Λ_2 , 使得

$$B = Q'_2 \Lambda_2 Q'^T_2.$$

现在我们构造实正交矩阵

$$Q = Q_1 \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & Q'_2 \end{bmatrix},$$

则 Q 也是实正交矩阵，并且

$$Q^T A Q = \begin{bmatrix} \lambda_1 & * \\ 0 & \Lambda_2 \end{bmatrix} := \Lambda,$$

亦即

$$A = Q \Lambda Q^T.$$

这就完成了证明。 \square

谱分解定理有几种等价的形式：

推论 2.6. 1. $Q^* A Q = \Lambda$;

2. $A Q = Q \Lambda$;

3. $A q_i = \lambda_i q_i, \forall i = 1, 2, \dots, n$.

4. $A = \sum_{i=1}^n \lambda_i q_i q_i^*$.

在以上等价形式中，或许大家最不熟悉的是最后一种。它的意义是： A 可以看作是 n 个投影算子的线性组合。这里的投影算子是指 $P_i = q_i q_i^*$ ，它的作用是把一个向量投影到 q_i 所在一维子空间上。在例题 2.3 中，我们正是利用了这种投影算子的线性组合的形式，来简化计算的过程。在那里，我们还陈述了投影算子的两个重要性质：幂等性和正交性。这两个性质使得投影算子的线性组合的幂次计算变得非常简单。

一般地，如果 A 是 n 阶 Hermite 矩阵，那么它的幂可以写成

$$A^k = \sum_{i=1}^n \lambda_i^k q_i q_i^*, k = 1, 2, \dots$$

3 二次型与正定矩阵

二次型 我们把 $f(x_1, \dots, x_n) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{i,j} x_i x_j$ 称为二次型。它有着几种等价的矩阵表示形式。我们将一一介绍。最直接的表示形式就是

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

其中 $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$, $A = (a_{i,j})_{n \times n}$. 当然，这里 A 不一定是对称矩阵。这是因为 $a_{i,j}$ 可能不等于 $a_{j,i}$ ，我们完全可以分配不一样的系数。

由这种表示方法，我们还可以继续延伸，得到二次多项式的矩阵表示：设有 $g(x) = x^T A x + b^T x + c$ ，如果我们想要把它写成矩阵形式，我们可以引入一个新的变量 $x_{n+1} = 1$ ，并构造新的向量

$$y = \begin{bmatrix} x \\ 1 \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{n+1},$$

以及新的矩阵

$$B = \begin{bmatrix} A & b \\ 0 & c \end{bmatrix},$$

则有

$$g(x) = y^T B y.$$

这种表示方法的缺陷在于：一方面，表示方法不唯一，这是因为尽管 $x_i x_j$ 和 $x_j x_i$ 是一个东西，但赋给它们的系数可能不同，只要满足系数和 $a_{i,j} + a_{j,i}$ 固定，我们就有无数种赋值方法，对应有无数种矩阵 B ；另一方面，也是因为 $x_i x_j = x_j x_i$ ，因此我们完全不需要一整块矩阵来表示 $f(x)$ 和 $g(x)$ ，我们只需要矩阵的上三角或下三角部分，就足够表示二次型了。

第二种方案就是用上三角矩阵（或下三角矩阵）来表示二次型。但是，这种表示方法也有一个缺陷：它不够对称。那么，不对称究竟会带来什么问题呢？假如我们要做坐标变换 $x = Cy$ ，则有

$$x^T A x = y^T (C^T A C) y.$$

我们知道 A 是一个上三角矩阵，但变换后的矩阵 $C^T A C$ 可能不再是上三角矩阵；如果我们采取上三角的表示方法，我们就需要把 $C^T A C$ 再变回上三角矩阵，这样就很麻烦了。因此，我们需要一种更好的表示方法。

第三种方案就是用对称矩阵来表示二次型。这是因为，虽然 $a_{i,j}$ 可能不等于 $a_{j,i}$ ，但它们的和 $a_{i,j} + a_{j,i}$ 是唯一确定的。因此，我们可以把 $a_{i,j}$ 和 $a_{j,i}$ 都设为它们的平均值 $\frac{a_{i,j} + a_{j,i}}{2}$ 。这样，我们就得到了一个对称矩阵 $B = (b_{i,j})$ ，其中

$$b_{i,j} = \begin{cases} a_{i,j}, & i = j; \\ \frac{a_{i,j} + a_{j,i}}{2}, & i \neq j. \end{cases}$$

则有

$$f(x) = x^T B x.$$

这种表示方法的好处在于：如果我们将 x 进行坐标变换，得到的矩阵仍然是对称矩阵。因此，我们以后讨论二次型时，默认它们都是用对称矩阵来表示的。

例 3.1. $f(x, y, z) = 2xy + 2yz + 2xz$ 可以表示为

$$f(x, y, z) = \begin{bmatrix} x & y & z \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix}.$$

合同变换 我们刚刚通过坐标变换得到了一个新的矩阵 $C^T AC$. 这样的变换就叫做合同变换。

定义 3.2 (合同变换). 设 A 和 B 是两个同型的矩阵, 如果存在可逆矩阵 C , 使得 $B = C^T AC$, 则称 A 和 B 是合同的。

命题 3.3. 合同关系是一个等价关系。

请注意: 合同变换和相似变换是两回事。相似变换是 $B = C^{-1}AC$, 而合同变换是 $B = C^T AC$. 对正交矩阵来说, 二者是等价的; 但对一般矩阵来说, 二者是完全不同的。

我们引入合同变换和坐标变换的目的, 是为了化简二次型。具体来说, 我们想要将二次型 $x^T Ax$ 化简成若干个平方项的和, 消去所有的交叉项。也就是说, 我们想要把矩阵 A 通过合同变换化简成一个对角矩阵。而我们知道, 对称矩阵是可以进行谱分解的, 因此我们可以利用谱分解来实现这个目标。但是, 谱分解毕竟还是比较麻烦的, 我们需要求特征值、求特征向量、正交化处理等等。那么, 有没有一种更简单的方法呢?

我们可以注意到, 如果我们取 C 为初等矩阵, 那么合同变换 $C^T AC$ 就是对矩阵 A 进行初等变换: 先做行变换, 再做列变换。因此, 我们可以考虑通过初等变换, 换言之, Gauss 消去法, 来化简矩阵 A .

例 3.4. $f(x, y, z) = x^2 + 2y^2 + 8z^2 + 2xy + 2xz + 4yz$.

解. 该二次型对应的矩阵为

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 2 \\ 1 & 2 & 8 \end{bmatrix}.$$

现在, 我们利用 Gauss 消去法来化简 A .

$$\begin{aligned}
A &= \begin{bmatrix} 1 & & \\ 1 & 1 & \\ 1 & & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & & \\ & 1 & 1 \\ & 1 & 7 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ & 1 & \\ & & 1 \end{bmatrix} \\
&= \begin{bmatrix} 1 & & \\ 1 & 1 & \\ 1 & & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & & \\ & 1 & \\ & 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & & \\ & 1 & \\ & & 6 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & & \\ & 1 & 1 \\ & 1 & \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ & 1 & \\ & & 1 \end{bmatrix} \\
&= \begin{bmatrix} 1 & & \\ 1 & 1 & \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & & \\ & 1 & \\ & & 6 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ & 1 & 1 \\ & & 1 \end{bmatrix} \\
&= \begin{bmatrix} 1 & & \\ 1 & 1 & \\ 1 & 1 & \sqrt{6} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & & \\ & 1 & \\ & & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ & 1 & 1 \\ & & \sqrt{6} \end{bmatrix} \\
&= C^T IC.
\end{aligned}$$

因此，令

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ z' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ & 1 & 1 \\ & & \sqrt{6} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix},$$

如果我们将 $[x, y, z]^T$ 简记为 θ ，则有

$$\begin{aligned}
f(x, y, z) &= \theta^T A \theta \\
&= \theta^T C^T IC \theta \\
&= (C\theta)^T I (C\theta) \\
&= x'^2 + y'^2 + z'^2.
\end{aligned}$$

现在，我们从另一个视角来看这个问题。

解。我们采用 *Lagrange* 配方法来化简二次型。方法是：我们先选一个主元，然后找到所有包含主元的一次项，把它们配方成一个平方项。然后，我们再处理剩下的部分，直到所有的交叉项都被消去为止。

$$\begin{aligned}
f(x, y, z) &= x^2 + 2(y+z)x + (y+z)^2 + y^2 + 7z^2 + 2yz \\
&= (x+y+z)^2 + y^2 + 2yz + z^2 + 6z^2 \\
&= (x+y+z)^2 + (y+z)^2 + 6z^2.
\end{aligned}$$

现在我们来对比一下这两种方法。我们在利用 Gauss 消去法消去第一列和第一行元素时，我们实际上是在处理所有包含 x 的交叉项。消去完成后，我们就把所有包含 x 的交叉项都消灭了。然

后，我们再利用 Gauss 消去法消去其他的列和行，直到所有的交叉项都被消去为止。这在本质上和 Lagrange 配方法是一样的。

我们之前在使用 Gauss 消去法时，经常会遇到要选主元的情况。在做合同变换时，我们也会遇到类似的问题。

例 3.5. $f(x, y, z) = 2xy + 2yz + 2zx$.

解. 该二次型对应的矩阵为

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \end{bmatrix}.$$

这里我们需要选取主元。但是，对角线上全是零，我们该怎么办呢？

我们可以先做变换

$$\begin{cases} u = x + y \\ v = x - y \end{cases}.$$

然后，我们就有

$$f(x, y, z) = \frac{1}{2}(u^2 - v^2) + 2uz.$$

接下来我们就可以用 Gauss 消去法来化简了。以下步骤我们省略。

上面这个例子中，我们巧妙地通过换元，解决了主元为零的问题。但是，这种方法似乎是需要我们拍拍脑袋的。那么，有没有更加机械化的方法呢？

Hermite 型的合同变换

定义 3.6 (Hermite 型). 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 是 Hermite 阵，则称

$$f(x) = x^* Ax, x \in \mathbb{C}^n$$

为 Hermite 型。我们可以注意到，

$$[f(x)]^* = x^* A x = f(x),$$

因此 Hermite 型是一个复变量实值函数。

定理 3.7. 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 是 Hermite 阵，则存在可逆矩阵 C ，使得

$$C^* AC = \text{diag}\{I, -I, O\},$$

我们称得到的矩阵为合同标准型。

证明. 我们先证明 A 经过合同变换后, 可以化简为 $\text{diag}\{\pm 1, 0, \dots\}$. 如果这个结论成立, 我们再乘上适当的排列矩阵, 就可以得到合同标准型。我们采用归纳法来证明这个结论。

当 $n = 1$ 时, 若 $A = [0]$, 结论显然成立。当 $A \neq [0]$ 时, 设 $A = [a], a \neq 0$. 我们可以取 $C = [\sqrt{|a|}]$, 则有

$$C^*AC = [\pm 1].$$

因此当矩阵阶数 $n = 1$ 时, 结论成立。

假设当矩阵阶数小于 n 时, 结论成立。现在考虑阶数为 n 的 Hermite 矩阵 A . 我们可以尝试在矩阵的对角线上寻找一个非零元 $a_{i,i}$.

情况一: 如果找到了, 我们就可以通过初等变换把它换到 $(1, 1)$ 位置。现在我们设 $a_{1,1} \neq 0$. 我们可以通过合同变换将 $(1, 1)$ 位置变换为 ± 1 .

$$\begin{aligned} A &= \begin{bmatrix} \times & \times & \cdots & \times \\ \times & \times & \cdots & \times \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \times & \times & \cdots & \times \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \sqrt{|\alpha|} & & & \\ \times & 1 & & \\ \vdots & \ddots & & \\ \times & & & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \pm 1 & & & \\ & \times & \cdots & \times \\ \vdots & & & \vdots \\ & \times & \cdots & \times \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sqrt{|\alpha|} & \times & \cdots & \times \\ 1 & & & \\ & & \ddots & \\ & & & 1 \end{bmatrix}. \end{aligned}$$

现在, 我们得到了一个 $(n - 1) \times (n - 1)$ 的矩阵 B . 我们可以验证: B 同样是一个 Hermite 矩阵。由归纳假设, 存在可逆矩阵 D , 使得

$$D^*BD = \text{diag}\{\pm 1, 0, \dots\}.$$

现在我们取

$$C = \begin{bmatrix} \sqrt{|\alpha|} & \times & \cdots & \times \\ & 1 & & \\ & & \ddots & \\ & & & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & D \end{bmatrix},$$

则 C 是可逆矩阵, 并且

$$C^*AC = \text{diag}\{\pm 1, 0, \dots\}.$$

情况二: 如果没有找到, 这就说明 A 的对角线全是零。现在, 我们可以在第一列寻找一个非零元 $a_{i,1}$, 利用初等变换, 把它换到 $(2, 1)$ 位置。如果找不到, 那就说明 A 的第一列全是零, 因此 A 的第一行也全是零。 A 就不可能是 n 阶矩阵, 这与 A 是 n 阶矩阵的假设矛盾。因此, 我们可以找到一个非零元 $a_{i,1}$.

现在，我们设 $a_{2,1} = a_{1,2} \neq 0$. 现在，我们有一个可逆的块：

$$A_1 = \begin{bmatrix} 0 & a_{1,2} \\ a_{2,1} & 0 \end{bmatrix}.$$

我们利用这个块，对矩阵做块 Gauss 消去。

$$\begin{aligned} A &= \begin{bmatrix} \boxed{A_1} & \star \\ \star & \star \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} I_2 \\ M & I_{n-2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A_1 & O \\ O & \boxed{\star} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_2 & M^* \\ & I_{n-2} \end{bmatrix}. \end{aligned}$$

这里的 \star 部分我们也可以证明是一个 Hermite 矩阵。由归纳假设，存在可逆矩阵 D ，使得

$$D^\star \boxed{\star} D = \text{diag}\{\pm 1, 0, \dots\}.$$

而对二阶矩阵 A_1 ，我们别无他法，只能利用谱分解暴力求解。好在二阶矩阵的谱分解并不复杂。假设我们得到的结果是

$$U^\star A_1 U = \text{diag}\{1, -1\}.$$

现在我们取

$$C = \begin{bmatrix} I_2 \\ M & I_{n-2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U & 0 \\ 0 & D \end{bmatrix},$$

则 C 是可逆矩阵，并且

$$C^\star A C = \text{diag}\{\pm 1, 0, \dots\}.$$

这就完成了证明。 \square

在定理 3.7 中，我们不仅证明了合同标准型的存在性，还给出了一个构造合同变换矩阵 C 的方法。我们可以将这个方法总结为以下步骤：

1. 寻找主元：

- 如果对角线上有非零元，选取一个非零元作为主元；
- 否则，在第一列寻找一个非零元，选取它作为主元。

2. 利用主元，对矩阵做初等变换，消去主元所在行和列的其他元素。

3. 对剩下的部分，重复步骤 1 和 2，直到矩阵化简为对角矩阵。

4. 将对角矩阵化简为合同标准型 $\text{diag}\{I, -I, O\}$.

正定矩阵 多元函数的泰勒展开公式如下：

$$f(x) = f(x_0) + f'(x_0)(x - x_0) + \frac{1}{2}(x - x_0)^T H(x - x_0) + o(\|x - x_0\|^2),$$

其中 H 是 Hessian 矩阵。

如果 x_0 是 $f(x)$ 的一个驻点，即 $f'(x_0) = 0$ ，那么 $f(x)$ 在 x_0 附近的变化就主要由二次项决定。如果这个二次型恒大于零，那么 $f(x)$ 在 x_0 附近就总是大于 $f(x_0)$ ，因此 x_0 是一个局部极小值点。反之，如果这个二次型恒小于零，那么 $f(x)$ 在 x_0 附近就总是小于 $f(x_0)$ ，因此 x_0 是一个局部极大值点。因此，研究二次型的恒正恒负性质，就变得非常重要。

定义 3.8 (正定矩阵、半正定矩阵、负定矩阵、半负定矩阵). 若矩阵 A 的合同标准型是 I ，则称 A 是正定矩阵。若矩阵 A 的合同标准型是 $\text{diag}\{I, O\}$ ，则称 A 是半正定矩阵。若矩阵 A 的合同标准型是 $-I$ ，则称 A 是负定矩阵。若矩阵 A 的合同标准型是 $\text{diag}\{-I, O\}$ ，则称 A 是半负定矩阵。

由于定义的对偶性，我们下面只研究正定矩阵和半正定矩阵。

命题 3.9 (正定矩阵、半正定矩阵的等价定义). A 是正定矩阵的充要条件是

$$x^* A x > 0, \forall x \in \mathbb{C}^n, x \neq 0.$$

A 是半正定矩阵的充要条件是

$$x^* A x \geq 0, \forall x \in \mathbb{C}^n.$$

证明. 我们只证明正定矩阵的情况，半正定矩阵的情况类似。充分性：如果 A 是正定矩阵，则存在可逆矩阵 C ，使得

$$A = C^* I C.$$

因此，对于任意非零向量 x ，我们有

$$x^* A x = (Cx)^* I (Cx) = \|Cx\|^2 \geq 0.$$

现在我们来验证一下等号能不能成立。由于 C 是可逆矩阵，因此 $Cx \neq 0$ ，从而 $\|Cx\|^2 > 0$. 因此，充分性得证。

必要性：由定理 3.7，存在可逆矩阵 C ，使得

$$C^* A C = \text{diag}\{I, -I, O\}.$$

现在，我们迫切地想要在 $x^* A x$ 中引入一个矩阵 C . 一个合适的引入方法是：看看是否存在坐标变换 $x = Cy$. 事实上，这个变换是肯定存在的，因为 C 是可逆矩阵，我们只需令 $y = C^{-1}x$ 即可。

现在，我们有

$$\begin{aligned} x^*Ax &= (Cy)^*A(Cy) \\ &= y^*(C^*AC)y \\ &= y^* \begin{bmatrix} I & & \\ & -I & \\ & & O \end{bmatrix} y. \end{aligned}$$

既然 (C^*AC) 分成了三块，我们不妨把 y 也分成三块：

$$y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \end{bmatrix}.$$

则有

$$\begin{aligned} x^*Ax &= \begin{bmatrix} y_1^* & y_2^* & y_3^* \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I & & \\ & -I & \\ & & O \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \end{bmatrix} \\ &= |y_1|^2 - |y_2|^2 > 0. \end{aligned}$$

我们若要让最后的大于号恒成立，就必须让 y_2 的维数被压到零。这也就是说，合同标准型中不能有 $-I$ 和 O 这两块。因此，合同标准型只能是 I . 这就完成了证明。 \square

命题 3.10. 正定矩阵所有对角线元素大于零。

正定矩阵所有主子阵都正定。反之，若一个矩阵所有主子阵都正定，则该矩阵正定。同样地，半正定矩阵所有主子阵都半正定。反之，若一个矩阵所有主子阵都半正定，则该矩阵半正定。

证明. 我们只证明正定的情况，半正定的情况类似。

$$a_{i,i} = e_i^* A e_i > 0.$$

这里的 e_i 是标准正交基。

由于 $a_{1,1} > 0$ ，我们可以找到一个可逆阵 L_1 ，使得

$$L_1^* A L_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & A_1 \end{bmatrix}.$$

接下来，我们考虑

$$\begin{bmatrix} 0 & x_2^* \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & \\ & A_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ x_2 \end{bmatrix} = x_2^* A_1 x_2 > 0, \forall x_2 \neq 0.$$

这说明 A_1 也是正定矩阵。依此类推，我们可以证明正定矩阵的所有的主子阵都正定。

反过来，如果一个方阵所有主子阵正定，由于它本身也是它的一个主子阵，因此它本身也正定。 \square

由正定矩阵的定义及定理 3.7, 我们可以得到一个重要的分解:

定理 3.11 (Cholesky 分解). 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 是一个正定矩阵, 则存在唯一的下三角矩阵 L , 使得

$$A = LL^*.$$

证明. 我们先证明存在性。

由定理 3.7, 存在下三角阵 L (构造过程保证了它是下三角的), 使得

$$A = L^*IL = L^*L.$$

现在我们来证明唯一性。假设存在另一个下三角阵 M , 使得

$$A = MM^*.$$

则有

$$LL^* = MM^*.$$

因此

$$(L^{-1}M)(L^{-1}M)^* = I.$$

这说明 $L^{-1}M$ 是一个酉矩阵。由于 $L^{-1}M$ 还是一个下三角矩阵, 因此它只能是一个对角阵。设 $L^{-1}M = D$, 则 D 是一个对角阵, 并且

$$DD^* = I.$$

这说明 D 的对角线元素的模长都为 1.

另一方面, 我们的构造过程保证了 L 和 M 的对角线元素都是正数, 因此 D 的对角线元素也是正数, 从而只能是 1. 这说明 $D = I$, 从而 $L = M$. \square

注: 我们还可以得到另一个分解 $A = LDL^*$, 其中 L 是单位下三角阵, D 是对角阵。这其实就是把 Cholesky 分解中 L 的对角元拆成一个单独的对角阵 D . 这个分解相比 Cholesky 分解的好处是, 我们不需要计算平方根, 因此数值稳定性更好。当然, 现在许多计算机计算平方根也能算得非常准了。

定理 3.12 (正定矩阵的等价定义). A 正定等价于 A 的所有顺序主子式大于零。

A 半正定等价于 A 的所有主子式大于等于零。

证明. 我们先证明正定的情况。

充分性: 设 A 的所有顺序主子式大于零。这说明, 我们可以通过不换主元的 Gauss 消去法, 将 A 分解为 $A = LDL^*$. 在消元过程中, D 的对角线元素与顺序主子式直接相关: 如果我们取前 k 阶

主子式，由于 $\det(A_k) = \det(L_k)^2 \det(D_k) = \det(D_k)$ ，因此 D_k 的行列式等于 A_k 的行列式。由 D 的第一个对角元 $d_1 = \Delta_1$ ，我们可以归纳得到第 k 个对角元的表达式：

$$d_k = \Delta_k / \Delta_{k-1} > 0.$$

现在，我们可以利用 LDL^* 分解来证明 A 正定。我们考虑

$$\begin{aligned} x^* A x &= x^* L D L^* x \\ &= (L^* x)^* D (L^* x) \\ &:= y^* D y \\ &= \sum_{i=1}^n d_i |y_i|^2 \geq 0, \forall x \neq 0. \end{aligned}$$

现在，我们只需说明 $y \neq 0$ ，即可说明 $x^* A x > 0$ 。由于 L 是可逆矩阵，因此 L^* 也是可逆矩阵，从而 $y = L^* x \neq 0$ 。这就完成了充分性的证明。

必要性：设 A 是正定矩阵。我们可以同样由 $\det(A_k) = \det(L_k)^2 \det(D_k) = \det(D_k) = d_1 \cdots d_k$ ，得到 A 的顺序主子式都大于零。

现在我们来证明半正定矩阵的情况。

必要性：设 A 是半正定矩阵。我们知道半正定矩阵的任意主子阵都是半正定的。现在我们取 A 的一个主子阵 A_k ，设它的特征值为 $\lambda_1, \dots, \lambda_k$ 。

由半正定矩阵的特征值非负，我们有

$$\det(A_k) = \lambda_1 \cdots \lambda_k \geq 0.$$

因此 A 的任意主子式都大于等于零。

充分性：考虑特征多项式

$$p(\lambda) = \det(\lambda I - A) = \lambda^n - s_{n-1} \lambda^{n-1} + \cdots + (-1)^{n-1} s_1 \lambda + (-1)^n s_0.$$

其中 s_k 是 A 的所有 $n-k$ 阶主子式之和。由于 A 的所有主子式都大于等于零，因此 $s_k \geq 0, k = 0, 1, \dots, n-1$ 。

由 Viète 定理，我们有

$$\begin{aligned} \lambda_1 + \lambda_2 + \cdots + \lambda_n &= s_{n-1} \geq 0, \\ \lambda_1 \lambda_2 + \lambda_1 \lambda_3 + \cdots + \lambda_{n-1} \lambda_n &= s_{n-2} \geq 0, \\ &\vdots \\ \lambda_1 \lambda_2 \cdots \lambda_n &= s_0 \geq 0. \end{aligned}$$

因此 $\lambda_i \geq 0, \forall i \in \{1, \dots, n\}$. 否则, 一定会存在某个 $s_k < 0$. 下面我们来证明这个事实。

考虑

$$p(-\lambda) = (-1)^n (\lambda^n + s_{n-1}\lambda^{n-1} + \dots + s_1\lambda + s_0).$$

显然 $p(-\lambda)$ 的所有系数都同号。因此 $p(-\lambda)$ 不可能有正根。而 $p(-\lambda)$ 的零点正是 $-\lambda_i$, 因此 λ_i 不可能为负。这就完成了充分性的证明。 \square