

# 线性代数 II (H) 2024-2025 春夏期中答案

图灵回忆卷 by jayi0908

2025 年 4 月 23 日

一、(10 分) 设所求直线为  $x = 1 + at, y = bt, z = 2 + ct$  ( $t \in \mathbb{R}$ )。

由于平面  $3x - y + 2z + 2 = 0$  的法向量为  $\vec{n} = (3, -1, 2)$ , 故  $3a - b + 2c = 0$  (1).

已知直线参数方程:  $x = 1 + 4s, y = -1 - 2s, z = s$  ( $s \in \mathbb{R}$ ), 相交即坐标相等, 解得:

$$at = 4s, bt = -1 - 2s, 2 + ct = s$$

消去  $s, t$  并结合(1), 得方向向量  $\mathbf{v} = (12, -22, -29)$ 。故所求直线为:

$$\frac{x-1}{12} = \frac{y}{-22} = \frac{z-2}{-29}.$$

二、(10 分) 证明: 先证明  $\text{range}(T - I) + \text{null}(T - I) = V$ :

对任意  $v \in V$ , 由  $T^2 - 3T + 2I = 0$  得  $(T - I)(T - 2I) = 0$ .

令  $v_1 = (2I - T)v$ , 则  $(T - I)v_1 = 0$ , 即  $v_1 \in \text{null}(T - I)$ ;  $v_2 = (T - I)v$ , 则  $v_2 \in \text{range}(T - I)$ ;

显然  $v = v_1 + v_2$ , 故  $V = \text{null}(T - I) + \text{range}(T - I)$ 。

再证明交集为零元:

设  $u \in \text{null}(T - I) \cap \text{range}(T - I)$ , 则  $Tu = u$  且存在  $w$  使  $u = (T - I)w$ , 代入得  $u = (T - I)w = Tw - w = u - w \implies w = 0 \implies u = 0$ .

综上:  $V = \text{null}(T - I) \oplus \text{range}(T - I)$ .

三、(10 分) 对任意  $v \in V$ , 设  $v = \sum_{i=1}^n c_i v_i$  ( $c_i \in \mathbb{F}$ ), 则:

$$\psi(v) = \psi\left(\sum_{i=1}^n c_i v_i\right) = \sum_{i=1}^n c_i \psi(v_i)$$

又对偶基  $\{\varphi_i\}$  满足  $\varphi_i(v_j) = \delta_{ij}$ , 故:

$$\left(\sum_{i=1}^n \psi(v_i) \varphi_i\right)(v) = \sum_{i=1}^n \psi(v_i) \varphi_i\left(\sum_{j=1}^n c_j v_j\right) = \sum_{i=1}^n \psi(v_i) c_i$$

两边相等, 故  $\psi = \sum_{i=1}^n \psi(v_i) \varphi_i$ .

四、(10 分)

1. 设  $\deg p = m$ , 对任意  $f \in \mathcal{P}(\mathbb{C})$ , 由带余除法得  $f = pq + r$  ( $r = 0$  或  $\deg r < m$ ),

故  $f + U = r + U$ 。若  $r_1 + U = r_2 + U$ , 则  $r_1 - r_2 = pq$ , 由次数关系得  $r_1 = r_2$ , 故

$\dim(\mathcal{P}(\mathbb{C})/U) = m$  ( $\mathcal{P}(\mathbb{C})/U$  的维数等价于余数多项式  $r$  构成的空间维数, 自然为  $m$ )

2. 次数小于  $m$  的多项式  $1, x, \dots, x^{m-1}$  的等价类线性无关且张成商空间, 故基为:

$$\{1 + U, x + U, \dots, x^{m-1} + U\}.$$

五、(10 分) 必要性: 设  $S, T$  可同时对角化, 则存在  $V$  的一组基  $\{v_1, v_2, \dots, v_n\}$  (设  $P = (v_1, \dots, v_n)$ ), 使得  $[S] = P \operatorname{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n) P^{-1}$ ,  $[T] = P \operatorname{diag}(\mu_1, \dots, \mu_n) P^{-1}$ , 则

$$[ST] = [S][T] = P \operatorname{diag}(\lambda_1 \mu_1, \dots, \lambda_n \mu_n) P^{-1} = [T][S] = [TS]$$

因此必要性成立。

充分性: 因  $S$  可对角化, 故  $V$  可分解为  $S$  的特征子空间的直和:  $V = \bigoplus_{\lambda \in \sigma(S)} E(\lambda, S)$ , 其中  $\sigma(S)$  是  $S$  的特征值集,  $E(\lambda, S) = \{v \in V \mid Sv = \lambda v\}$  为对应特征子空间。

任取  $\lambda \in \sigma(S)$  及  $v \in E(\lambda, S)$ , 则  $Sv = \lambda v$ . 由  $ST = TS$ , 得:

$$S(Tv) = T(Sv) = T(\lambda v) = \lambda(Tv)$$

故  $Tv \in E(\lambda, S)$ , 即  $T(E(\lambda, S)) \subseteq E(\lambda, S)$ , 因此  $E(\lambda, S)$  是  $T$  的不变子空间。

因  $T$  可对角化, 其在不变子空间  $E(\lambda, S)$  上的限制  $T|_{E(\lambda, S)}$  仍可对角化。故  $E(\lambda, S)$  存在一组由  $T|_{E(\lambda, S)}$  的特征向量组成的基, 记为  $B_\lambda$ 。则  $B_\lambda \subseteq E(\lambda, S)$ ,  $B_\lambda$  中的向量也是  $S$  的特征向量 (对应特征值  $\lambda$ )。

从而令  $B = \bigcup_{\lambda \in \sigma(S)} B_\lambda$ , 则  $B$  是  $V$  的一组基 (由直和性质), 且每个向量均为  $S$  和  $T$  的共同特征向量。因此  $S, T$  在基  $B$  下的矩阵均为对角矩阵, 即  $S, T$  可同时对角化。充分性成立。得证。

六、(10 分) 特征子空间  $E(\lambda, A) = \ker(\lambda I - A)$ , 其维数为  $n - r(\lambda I - A)$ 。

因矩阵与其转置秩相等, 即  $r(\lambda I - A) = r(\lambda I - A^T)$ , 故:

$$\dim E(\lambda, A) = n - r(\lambda I - A) = n - r(\lambda I - A^T) = \dim E(\lambda, A^T).$$

七、(10 分)

(1) 先证明  $(W_1 + W_2)^\perp \subseteq W_1^\perp \cap W_2^\perp$ :

任取  $v \in (W_1 + W_2)^\perp$ , 则对  $\forall v_1 \in W_1, v \perp v_1$ ; 对  $\forall v_2 \in W_2, v \perp v_2$ , 故  $v \in W_1^\perp \cap W_2^\perp$ .

再证明  $(W_1 + W_2)^\perp \supseteq W_1^\perp \cap W_2^\perp$ :

任取  $v \in W_1^\perp \cap W_2^\perp$ , 对  $w_1 + w_2 \in W_1 + W_2, \langle v, w_1 + w_2 \rangle = \langle v, w_1 \rangle + \langle v, w_2 \rangle = 0$ ,

故  $v \in (W_1 + W_2)^\perp$ .

(2) 对  $W_1^\perp, W_2^\perp$  用 (1) 得  $(W_1^\perp + W_2^\perp)^\perp = W_1 \cap W_2$ , 两边取正交补即证。

## 八、(10 分)

1. 已知  $v_1, \dots, v_k$  是  $C = XX^T$  的单位特征向量, 且  $C$  是实对称矩阵。实对称矩阵的不同特征值对应的特征向量必正交 (以本题为例, 设  $Cv = \lambda v$ ,  $Cw = \mu w$ , 则  $\lambda v^T w = (Cv)^T w = v^T Cw = \mu v^T w$ , 由于  $\lambda \neq \mu$  可得  $v^T w = \langle v, w \rangle = 0$ ), 故:

$$\langle v_i, v_j \rangle = v_i^T v_j = \delta_{ij}$$

故  $\{v_1, \dots, v_k\}$  是  $V$  的规范正交基。

正交投影需满足两个条件: 幂等性 ( $P_V^2 = P_V$ ) 和对称性 ( $P_V^T = P_V$ )。

幂等性: 因  $U = (v_1, \dots, v_k)$  的列是规范正交基, 故  $U^T U = I$ , 因此:

$$P_V^2 = (UU^T)(UU^T) = U(U^T U)U^T = UI_k U^T = UU^T = P_V$$

对称性:

$$P_V^T = (UU^T)^T = (U^T)^T U^T = UU^T = P_V$$

且  $P_V$  的值域为  $\text{span}\{v_1, \dots, v_k\} = V$ , 故  $P_V$  是  $\mathbb{R}^n$  到  $V$  的正交投影。

2. 对任意向量  $x$  和正交投影  $P$ , 有正交分解  $x = Px + (x - Px)$ , 故:

$$\|x\|^2 = \|Px\|^2 + \|x - Px\|^2 \implies \|x - Px\|^2 = \|x\|^2 - \|Px\|^2$$

因此总投影误差可写为:

$$\sum_{i=1}^p \|x_i - Px_i\|^2 = \sum_{i=1}^p \|x_i\|^2 - \sum_{i=1}^p \|Px_i\|^2$$

因  $\sum \|x_i\|^2$  是常数 (与  $P$  无关), 故即证:  $\sum_{i=1}^p \|P_V x_i\|^2 \geq \sum_{i=1}^p \|P_W x_i\|^2$ .

$$\|P_V x_i\|^2 = (P_V x_i)^T (P_V x_i) = x_i^T P_V^T P_V x_i = x_i^T P_V x_i \quad (\text{因 } P_V^T = P_V = P_V^2)$$

故总和为:

$$\sum_{i=1}^p x_i^T P_V x_i = \text{tr} \left( P_V \sum_{i=1}^p x_i x_i^T \right) = \text{tr}(P_V C)$$

(注:  $x^T A x = \text{tr}(A x x^T)$  (1), 且  $C = X X^T = \sum x_i x_i^T$ )

设  $C$  的特征值为  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n > 0$ , 对应的规范正交特征向量为  $v_1, \dots, v_n$ , 则  $C = \sum_{i=1}^n \lambda_i v_i v_i^T$ 。对  $P_V = U U^T$  ( $U = (v_1, \dots, v_k)$ ), 有:

$$\text{tr}(P_V C) = \text{tr} \left( \sum_{i=1}^k v_i v_i^T \cdot \sum_{j=1}^n \lambda_j v_j v_j^T \right) = \sum_{i=1}^k \lambda_i \quad (\text{仅当 } i=j \text{ 时迹非零})$$

对任意  $k$  维子空间  $W$  的正交投影  $P_W = Q Q^T$  ( $Q$  的列是  $W$  的规范正交基), 利用 (1)

有:  $\text{tr}(P_W v_i v_i^T) = v_i^T Q Q^T v_i = \|v_i^T Q\|^2$ , 从而:

$$\text{tr}(P_W C) = \sum_{i=1}^n \lambda_i \cdot \|v_i^T Q\|^2$$

因  $\sum_{i=1}^n \|v_i^T Q\|^2 = \text{tr}(Q^T (\sum_{i=1}^n v_i v_i^T) Q) = \text{tr}(Q^T I Q) = k$ , 由特征值的排序性, 最大的  $\text{tr}(P_W C)$  必为  $\sum_{i=1}^k \lambda_i$  (当  $Q$  的列取前  $k$  个特征向量时达到)。  
 因此  $\sum \|P_V x_i\|^2 \geq \sum \|P_W x_i\|^2$ , 得证。

## 九、(20 分)

1. 假: 反例  $\mathbf{a} = \mathbf{i}, \mathbf{b} = \mathbf{i}, \mathbf{c} = \mathbf{j}$ ,  $(\mathbf{a} \times \mathbf{b}) \times \mathbf{c} = \mathbf{0} \times \mathbf{j} = \mathbf{0}$ ,  $\mathbf{a} \times (\mathbf{b} \times \mathbf{c}) = \mathbf{i} \times \mathbf{k} \neq \mathbf{0}$ , 不等。
2. 真: 代数基本定理的结果。
3. 假: 反例  $T = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$  不可对角化, 无对角矩阵表示。
4. 假: 内积需满足正定性, 取  $f(t)$  在  $[0, \frac{1}{2}]$  为 0, 在  $(\frac{1}{2}, 1]$  非零, 则  $\langle f, f \rangle = 0$  但  $f \neq 0$ , 不是内积。