

特征值和特征向量

颜文斌

清华大学

内容提要

- 特征值和特征向量
- 特征多项式
- 矩阵对角化
- 对称矩阵
- 正定矩阵
- 微分方程组

牛顿第二定律

- 三维振子的运动方程

$$\begin{pmatrix} \dot{p}_x \\ \dot{p}_y \\ \dot{p}_z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -k_x & 0 & 0 \\ 0 & -k_y & 0 \\ 0 & 0 & -k_z \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix}$$
$$\begin{pmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{z} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1/m & 0 & 0 \\ 0 & 1/m & 0 \\ 0 & 0 & 1/m \end{pmatrix} \begin{pmatrix} p_x \\ p_y \\ p_z \end{pmatrix}$$

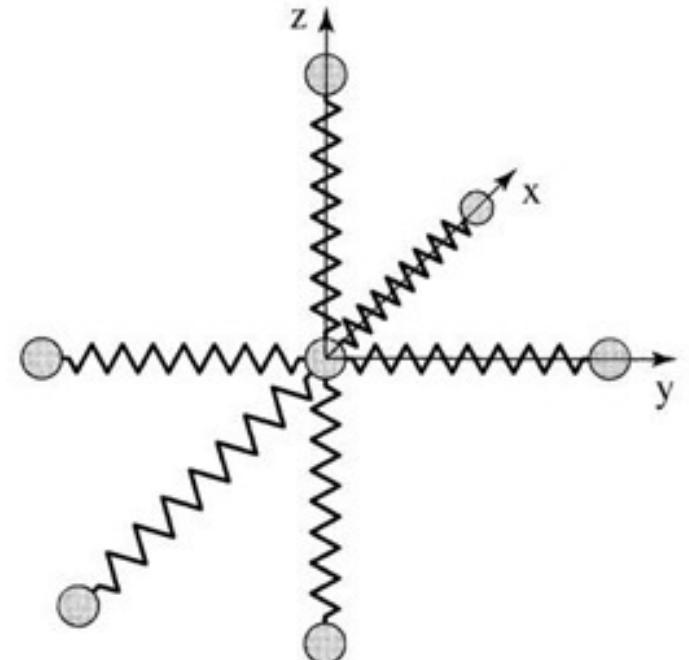


Illustration from: <http://what-when-how.com/electronic-properties-of-materials/heat-capacity-thermal-properties-of-materials/>

牛顿第二定律

- 三维振子的运动方程

$$\begin{bmatrix} \dot{p}_x \\ \dot{p}_y \\ \dot{p}_z \\ \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{z} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & -k_x & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -k_y & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -k_z \\ 1/m & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1/m & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1/m & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_x \\ p_y \\ p_z \\ x \\ y \\ z \end{bmatrix}$$

$$\bullet \frac{dx}{dt} = Ax$$

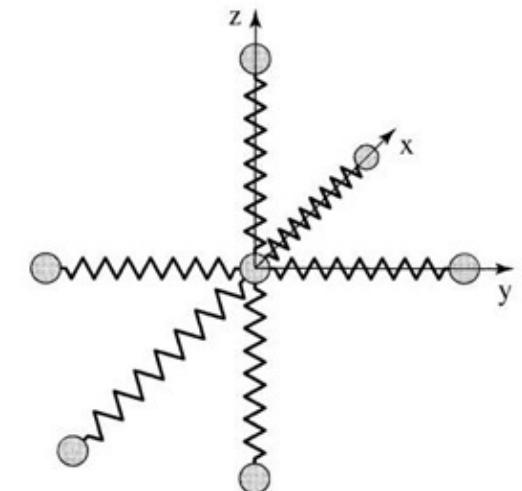
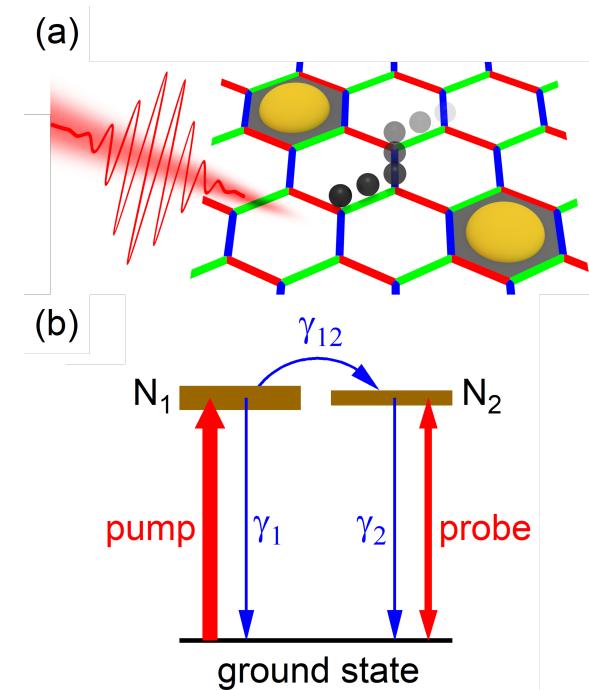


Illustration from: <http://what-when-how.com/electronic-properties-of-materials/heat-capacity-thermal-properties-of-materials/>

能级跃迁

- 假设某种材料有3个能级，能级1的能量>能级2的能量>能级3的能量

$$\frac{dN_1}{dt} = -\gamma_1 N_1 - \gamma_{12} N_1$$
$$\frac{dN_2}{dt} = \gamma_{12} N_1 - \gamma_2 N_2$$
$$\frac{dN_3}{dt} = \gamma_1 N_1 + \gamma_2 N_2$$
$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} N_1 \\ N_2 \\ N_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\gamma_1 - \gamma_{12} & 0 & 0 \\ \gamma_{12} & -\gamma_2 & 0 \\ 0 & \gamma_2 & \gamma_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} N_1 \\ N_2 \\ N_3 \end{bmatrix}$$



线性常系数常微分方程

- 描述向量随时间的变化

$$\frac{d}{dt} \boldsymbol{x} = A\boldsymbol{x}$$

- 大小、方向的改变
- 特殊的 \boldsymbol{x}_0 满足 $A\boldsymbol{x}_0 = \lambda\boldsymbol{x}_0$ ：对于这些特殊向量，方向不变，大小改变
 - 解 $\boldsymbol{x} = e^{\lambda t} \boldsymbol{x}_0$

特征向量 (eigenvector)

- 考虑方阵 A , A 的**特征向量** 定义为下面方程的**非零解**

$$Ax = \lambda x$$

- 其中 λ 是一个数, 被称作 A 的**特征值** (eigenvalue)

- 换句话说, 特征向量是 $(A - \lambda I)x = 0$ 的非零解

- 有相同特征值 λ 的特征向量加零向量构成一个**线性空间**

- 方程 $(A - \lambda I)x = 0$ 有非零解的条件 $\det(A - \lambda I) = 0$ (特征多项式)

- 例 : 特征值为 1 和 $1/2$

$$A = \begin{bmatrix} 0.8 & 0.3 \\ 0.2 & 0.7 \end{bmatrix} \quad \det \begin{bmatrix} 0.8 - \lambda & 0.3 \\ 0.2 & 0.7 - \lambda \end{bmatrix} = \lambda^2 - \frac{3}{2}\lambda + \frac{1}{2} = (\lambda - 1)\left(\lambda - \frac{1}{2}\right)$$

例

$$A = \begin{bmatrix} 0.8 & 0.3 \\ 0.2 & 0.7 \end{bmatrix} \quad \det \begin{bmatrix} 0.8 - \lambda & 0.3 \\ 0.2 & 0.7 - \lambda \end{bmatrix} = \lambda^2 - \frac{3}{2}\lambda + \frac{1}{2} = (\lambda - 1)\left(\lambda - \frac{1}{2}\right)$$

- 特征值1对应的特征向量

$$(A - I)x = \begin{bmatrix} -0.2 & 0.3 \\ 0.2 & -0.3 \end{bmatrix}x = 0, \quad x = c_1 \begin{bmatrix} 3/2 \\ 1 \end{bmatrix}$$

- 特征值1/2对应的特征向量

$$\left(A - \frac{1}{2}I\right)x = \begin{bmatrix} 0.3 & 0.3 \\ 0.2 & 0.2 \end{bmatrix}x = 0, \quad x = c_2 \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \end{bmatrix}$$

例

- \mathbb{R}^m 投影矩阵 P
 - 投影到某个子空间 V
 - 如果 $x \in V$, 则 $Px = x$
 - 如果 $x \in V^\perp$, 则 $Px = \mathbf{0}$
- P 的特征值为 0 或者 1

$$P = \begin{bmatrix} 1/2 & 1/2 \\ 1/2 & 1/2 \end{bmatrix}$$

性质

- 假设 $A\mathbf{x} = \lambda\mathbf{x}$, 问 $A^n\mathbf{x} = ?$
 - $A^n\mathbf{x} = \lambda A^{n-1}\mathbf{x} = \cdots = \lambda^n\mathbf{x}$
 - 结论 : A 的特征向量也是 A^n 的特征向量, 特征值是 λ 的 n 次方
 - 思考 : 是否存在矩阵 A 和向量 \mathbf{x} , 使得 \mathbf{x} 是 A^n 的特征向量但不是 A 的特征向量?
- 假设 $A\mathbf{x} = \lambda\mathbf{x}$, 且 A 可逆, 问 $A^{-1}\mathbf{x} = ?$
 - $I\mathbf{x} = A^{-1}A\mathbf{x} = A^{-1}\lambda\mathbf{x} \Rightarrow \mathbf{x} = \lambda A^{-1}\mathbf{x} \Rightarrow A^{-1}\mathbf{x} = \lambda^{-1}\mathbf{x}$
 - 结论 : 如果 A 可逆, A 的特征向量也是 A^{-1} 的特征向量, 特征值是 λ^{-1}

性质

- 定理 : A 是一个三角矩阵, A 的特征值就是对角元
- 证明 :
 - $(A - \lambda I)x = 0$ 有非零解 $\Rightarrow \det(A - \lambda I) = 0$
 - 因为 A 是一个三角矩阵 $\det(A - \lambda I) = \prod_i (a_{ii} - \lambda) = 0$
 - 方程解为 a_{ii}
- 定理 : A 是一个 $n \times n$ 方阵, A 可逆当且仅当 A 的所有特征值非零
- 证明 :
 - A 可逆 $\Leftrightarrow \text{rank}(A) = n \Leftrightarrow N(A)$ 只有零向量 $\Leftrightarrow Ax = 0$ 只有零解 $\Leftrightarrow A$ 没有特征值为零的特征向量 $\Leftrightarrow A$ 的所有特征值非零

性质

- 定理 (特征子空间) : $n \times n$ 矩阵 A 的所有特征值为 λ 的向量再加零向量构成 \mathbb{R}^n 的一个线性子空间, 这个线性子空间就是 $N(A - \lambda I)$
- 定理 : 假设 $n \times n$ 矩阵 A 有特征向量 x_1, x_2, \dots, x_r , 对应的特征值为 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_r$, 且这些特征值两两不等, 则 x_1, x_2, \dots, x_r 线性无关
- 证明 :
 - 假设 $r=1$, 则定理自动成立。
 - 假设 $r=m-1$ 定理成立, 那么如果定理在 $r=m$ 时不成立, 则 $x_m = c_1 x_1 + \dots + c_{m-1} x_{m-1}$, 两边同时左乘 A 得 $\lambda_m x_m = c_1 \lambda_1 x_1 + \dots + c_{m-1} \lambda_{m-1} x_{m-1}$
 - 前一个式子乘 λ_m 再减去后一个得 $0 = c_1 (\lambda_m - \lambda_1) x_1 + \dots + c_{m-1} (\lambda_m - \lambda_{m-1}) x_{m-1}$, x_1, \dots, x_{m-1} 线性无关可得所有的 c_i 都是 0, 矛盾

内容提要

- 特征值和特征向量
- 特征多项式
- 矩阵对角化
- 对称矩阵
- 正定矩阵
- 微分方程组

特征方程

- 求特征值需要解如下的特征方程

$$\det(\lambda I - A) = 0$$

- $\det(\lambda I - A)$ 叫做 A 的**特征多项式** (characteristic polynomial)

$$\det(\lambda I - A) = \lambda^n + a_1\lambda^{n-1} + \cdots + a_n$$

- 特征多项式的性质

- $a_n = (-1)^n \det A$, 由方程 $a_n = (-1)^n \prod_i \lambda_i$, $\{\lambda_i\}$ 所有特征值 (包括重根)

- $\det A = \prod_i \lambda_i$, A 的行列式=所有特征值的乘积 (包括重根)

- $a_1 = -\text{Tr } A = -\sum_i A_{ii}$, 由方程 $a_1 = -\sum_i \lambda_i$, $\{\lambda_i\}$ 是所有的特征值 (包括重根)

- $\text{Tr } A = \sum_i \lambda_i$, A 的迹=所有特征值的和 (包括重根)

特征方程

- 求特征值需要解如下的特征方程

$$\det(\lambda I - A) = 0$$

- 即使 A 是实矩阵， 特征方程的解不一定是实数

$$Q = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ i \end{bmatrix} = -i \begin{bmatrix} 1 \\ i \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i \\ 1 \end{bmatrix} = i \begin{bmatrix} i \\ 1 \end{bmatrix}$$

性质

- **定理** : A 和 B 都是 $n \times n$ 的方阵, 而且 B 可逆, 则 A 和 $B^{-1}AB$ 有相同的特征多项式
- 证明 :
 - $\det(\lambda I - B^{-1}AB) = \det(\lambda B^{-1}B - B^{-1}AB) = \det B^{-1}(\lambda I - A)B = \det B^{-1} \det(\lambda I - A) \det B = \det(\lambda I - A)$
- $B^{-1}AB$: 相似变换 (similarity transformation)
- 思考 : 对角矩阵 $\begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & 0 \\ 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_n \end{bmatrix}$ 的特征值是 ?

内容提要

- 特征值和特征向量
- 特征多项式
- 矩阵对角化
- 对称矩阵
- 正定矩阵
- 微分方程组

例

- 矩阵 $\begin{bmatrix} 1 & 5 \\ 0 & 6 \end{bmatrix}$ 的特征向量为 $\begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}$ 和 $\begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}$, 相应的特征值为1和6
 - $\begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 5 \\ 0 & 6 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 6 \end{bmatrix}$
- 矩阵对角化 $X^{-1}AX = \Lambda$, Λ 是个对角矩阵, 或者 $X^{-1}A = \Lambda X^{-1}$
 - $A^n = (X\Lambda X^{-1})(X\Lambda X^{-1}) \cdots (X\Lambda X^{-1}) = X\Lambda^n X^{-1}$
 - $\frac{d}{dt}x = Ax \Leftrightarrow \frac{d}{dt}X^{-1}x = X^{-1}Ax = \Lambda X^{-1}x$, 解 $\frac{d}{dt}y = \Lambda y$, $x = Xy$
- X 可逆, 要求 X 的列线性无关

不是所有矩阵都可以对角化

- 例：
- $\begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix}$,
 - 特征方程 $\lambda^2 = 0$, 特征向量 $c \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}$
- $\begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$,
 - 特征方程 $\lambda^2 = 0$, 特征向量 $c \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}$
 - 线性无关的特征向量的数量**小于**矩阵的阶

可对角化判定

- 定理： $n \times n$ 的矩阵 A 可对角化当且仅当 A 有 n 个线性无关的特征向量 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 。此时 $A = X\Lambda X^{-1}$, 且 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, $\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)$
- 证明：
 - 假设 $n \times n$ 的矩阵 A 有 n 个线性无关的特征向量 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, $AX = (Ax_1, Ax_2, \dots, Ax_n) = (\lambda_1 x_1, \lambda_2 x_2, \dots, \lambda_n x_n) = X\Lambda$, 所以 A 可对角化
 - 反过来如果 A 可对角化 $A = X\Lambda X^{-1}$, 那么 $AX = X\Lambda$, 也就是说 $(Ax_1, Ax_2, \dots, Ax_n) = (\lambda_1 x_1, \lambda_2 x_2, \dots, \lambda_n x_n)$, 所以 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 是 A 的特征向量, 又因为 X 可逆, 所以 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 线性无关
- 推论：有 n 个互不相同特征值的 $n \times n$ 矩阵 A 可对角化

对角化例 $A = \begin{bmatrix} 1 & 3 & 3 \\ -3 & -5 & -3 \\ 3 & 3 & 1 \end{bmatrix}$

1. 计算特征值 $0 = \det(A - \lambda I) = -\lambda^3 - 3\lambda^2 + 4$ $\lambda = 1, \quad \lambda = -2$
 $= -(\lambda - 1)(\lambda + 2)^2$

2. 找3个线性无关的特征向量

Basis for $\lambda = 1$: $u_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \\ 1 \end{bmatrix}$

3. 构造可逆矩阵 $X = \begin{bmatrix} 1 & -1 & -1 \\ -1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$

Basis for $\lambda = -2$: $u_2 = \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}$ and $u_3 = \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$

4. 对角矩阵 $\Lambda = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & -2 & 0 \\ 0 & 0 & -2 \end{bmatrix}$

$\begin{bmatrix} 1 & 3 & 3 \\ -3 & -5 & -3 \\ 3 & 3 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & -1 & -1 \\ -1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 2 \\ -1 & -2 & 0 \\ 1 & 0 & -2 \end{bmatrix}$

$\begin{bmatrix} 1 & -1 & -1 \\ -1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & -2 & 0 \\ 0 & 0 & -2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 2 \\ -1 & -2 & 0 \\ 1 & 0 & -2 \end{bmatrix}$

例

- 以下矩阵可对角化吗？

$$A = \begin{bmatrix} 5 & -8 & 1 \\ 0 & 0 & 7 \\ 0 & 0 & -2 \end{bmatrix}$$

- 提示：特征值是多少？

有重复特征值时的对角化

- 矩阵可对角化 \Leftrightarrow n个线性无关的特征向量
- 引入下面的概念
- **几何重数 (GM)** : 特征值 λ 对应的最大线性无关的特征向量个数, 也就是 $\dim N(\lambda I - A)$
- **代数重数 (AM)** : 特征值 λ 作为特征方程 $\det(\lambda I - A) = 0$ 的根的重复次数
 - 方程 $P(\lambda) = 0$ 也可以写成 $\prod_{i=1}^r (\lambda - \lambda_i)^{m_i} = 0$, 其中 λ_i 是互不相同的根, m_i 是根 λ_i 的重数, 也就是 λ_i 的代数重数。
- 需要证明 : GM \leq AM

几何重数≤代数重数

- 证明：考虑 $n \times n$ 矩阵 A

- 假设特征值 λ_1 几何重数(GM)或者说 $\dim N(\lambda_1 I - A) = m$, 取 $\{x_1, \dots, x_m\}$ 为 $N(\lambda_1 I - A)$ 中的一组正交归一基
- 取 $\{b_1, \dots, b_{n-m}\}$ 为 $N(\lambda_1 I - A)^\perp = C((\lambda_1 I - A)^T)$ 的一组正交归一基
- 设 $n \times n$ 矩阵 $P = (x_1, \dots, x_m, b_1, \dots, b_{n-m}) = (X, B)$, P 是可逆的且 $P^{-1} = P^T = \begin{bmatrix} X^T \\ B^T \end{bmatrix}$ (正交归一基), 而且 $X^T B = 0$ (因为 $x_i \cdot b_j = 0$)
- 计算得 $P^{-1}AP = \begin{bmatrix} X^T \\ B^T \end{bmatrix} A \begin{bmatrix} X & B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda_1 I_{m \times m} & X^T AB \\ 0 & B^T AB \end{bmatrix} = C$
- 分块三角矩阵： $\det(\lambda I - C) = (\lambda - \lambda_1)^m \det(\lambda I - B^T AB)$
- A 和 C 有同样的特征方程, 所以 λ_1 必然是 A 的特征方程的根, 且它的代数重数大于等于 m

有重复特征值时的对角化

- **推论**：假设 $n \times n$ 矩阵 A 的全部特征值为 $\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_r\}$, A 可对角化
当且仅当 $\sum_{i=1}^r \dim N(\lambda_i I - A) = n$ (代数重数等于几何重数)
- **证明**：left as an exercise ☺

同时对角化

- **定理**：如果矩阵 A 和 B 可以对角化，他们可以同时对角化当且仅当 $AB - BA = 0$
- **证明**：
 - 矩阵 A 和 B 可以同时对角化，所以 $A = X\Lambda_A X^{-1}$, $B = X\Lambda_B X^{-1}$, 所以 $AB - BA = X\Lambda_A X^{-1}X\Lambda_B X^{-1} - X\Lambda_B X^{-1}X\Lambda_A X^{-1} = X(\Lambda_A \Lambda_B - \Lambda_B \Lambda_A)X^{-1} = 0$
 - 反过来，我们只对下面这种特殊情况给出证明： A 的特征值各不相同， B 的特征值也各不相同，也就是**特征子空间都是一维的**。假设 \mathbf{x}_i 是 A 的特征值为 λ_i 的特征向量。所以 $AB\mathbf{x}_i = BA\mathbf{x}_i = B\lambda_i\mathbf{x}_i = \lambda_i B\mathbf{x}_i$ 。所以 $B\mathbf{x}_i$ 也是 A 的特征值为 λ_i 的特征向量，所以 $B\mathbf{x}_i = c\mathbf{x}_i$ ，所以 \mathbf{x}_i 也是 B 的特征向量。所以 $\{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n\}$ 是 A 和 B 的共同特征向量。所以此时 A 和 B 可以同时对角化。（一般情况证明略）

矩阵对角化

- 不是所有方阵都可以对角化
- $n \times n$ 矩阵 A 可以对角化
 - 有 n 个线性独立的特征向量
 - 所有特征值的几何重数 = 代数重数
- 如果 $n \times n$ 矩阵 A 只有 $s < n$ 个线性独立的特征向量，怎么把 A 变成最接近对角矩阵的形式？

若当标准型 (Jordan normal form)

- 定理： $n \times n$ 矩阵 A 有 s 个线性独立的特征向量，则存在可逆矩阵 B ，

使得 $B^{-1}AB = \begin{bmatrix} J_1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & J_2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & J_s \end{bmatrix}$ ， 其中 $J_i = \begin{bmatrix} \lambda_i & 1 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_i & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & \ddots & 1 \\ 0 & 0 & 0 & \lambda_i \end{bmatrix}$ ， 其中

λ_i 是第 i 个线性独立的特征向量的特征值

内容提要

- 特征值和特征向量
- 特征多项式
- 矩阵对角化
- 对称矩阵
- 正定矩阵
- 微分方程组

转动惯量张量

- 描述刚体的转动需要转动惯量张量

$$I = \begin{bmatrix} I_{xx} & I_{xy} & I_{xz} \\ I_{yx} & I_{yy} & I_{yz} \\ I_{zx} & I_{zy} & I_{zz} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_k m_k(y_k^2 + z_k^2) & -\sum_k m_k x_k y_k & -\sum_k m_k x_k z_k \\ -\sum_k m_k x_k y_k & \sum_k m_k(z_k^2 + x_k^2) & -\sum_k m_k y_k z_k \\ -\sum_k m_k x_k z_k & -\sum_k m_k y_k z_k & \sum_k m_k(x_k^2 + y_k^2) \end{bmatrix}$$

- 惯量张量是一个对称矩阵 $I^T = I$

惯量主轴

- 总可以在三维空间中找到一个直角坐标系使得惯量张量时对角的，此时的坐标轴被称为惯量主轴

$$I = \begin{bmatrix} I_{xx} & 0 & 0 \\ 0 & I_{yy} & 0 \\ 0 & 0 & I_{zz} \end{bmatrix}$$

- 为什么总是可以做到？

对称矩阵的特征值性质

- 考虑对称矩阵 S , $S = S^T$
- **定理1：** S 是一个 $n \times n$ 实对称矩阵, 则 S 至少有一个实特征值 λ
- 证明：
 - 根据代数学基本定理, 至少有一个复特征值 λ , 假设它对应的特征向量是 \mathbf{z} (一般也是复的), 则 $\bar{\mathbf{z}}^T \mathbf{z} > 0$
 - $\bar{\mathbf{z}}^T S \mathbf{z} = \lambda \bar{\mathbf{z}}^T \mathbf{z} = \lambda (\bar{\mathbf{z}}^T \mathbf{z})^T = \lambda \mathbf{z}^T \bar{\mathbf{z}} = (\mathbf{z}^T S \bar{\mathbf{z}})^T = \mathbf{z}^T S^T \bar{\mathbf{z}} = \mathbf{z}^T S \bar{\mathbf{z}}$
 - 另一方面 $S \bar{\mathbf{z}} = \bar{S} \bar{\mathbf{z}} = \overline{S \mathbf{z}} = \bar{\lambda} \bar{\mathbf{z}}$, 所以 $\lambda \mathbf{z}^T \bar{\mathbf{z}} = \mathbf{z}^T S \bar{\mathbf{z}} = \bar{\lambda} \mathbf{z}^T \bar{\mathbf{z}}$
 - 所以 $\lambda - \bar{\lambda} = 0$
- **推论：** $\mathbf{z} = x + iy$, 如果 \mathbf{z} 是实对称矩阵 S 的特征向量, 则 x 和 y 也是的 S 特征向量且特征值和 \mathbf{z} 相同

对称矩阵的性质

- **定理2** : S 是一个 $n \times n$ 对称矩阵, \mathbf{v} 是 S 的一个特征向量, 如果 \mathbf{w} 和 \mathbf{v} 正交, 则 $S\mathbf{w}$ 也和 \mathbf{v} 正交。
- 证明 : $(S\mathbf{w})^T \mathbf{v} = \mathbf{w}^T S^T \mathbf{v} = \mathbf{w}^T S \mathbf{v} = \lambda \mathbf{w}^T \mathbf{v} = 0$
- **定理3** : S 是一个 $n \times n$ 对称矩阵, 如果 W 是 \mathbb{R}^n 的一个线性子空间且 $\forall \mathbf{w} \in W, S\mathbf{w} \in W$ (W 在 S 作用下稳定), 那么 $\forall \mathbf{u} \in W^\perp, S\mathbf{u} \in W^\perp$ (W^\perp 在 S 作用下稳定>)
- 证明 : $\forall \mathbf{u} \in W^\perp, \mathbf{w} \in W, (S\mathbf{u})^T \mathbf{w} = \mathbf{u}^T S^T \mathbf{w} = \mathbf{u}^T (S\mathbf{w}) = 0$, 所以 $S\mathbf{u} \in W^\perp$

对称矩阵的特征向量

- **定理 (谱定理)** : $n \times n$ 对称矩阵 S 总可以被一个正交矩阵 Q 对角化
- 证明：
 - 由定理1和推论可知 S 至少有一个实特征值 λ_1 和实特征向量 \mathbf{q}_1 且 $\mathbf{q}_1^T \mathbf{q}_1 = 1$, S 作用在 \mathbf{q}_1 张成的一维线性空间上是稳定的。
 - 由定理3可知 S 作用在 $C(\mathbf{q}_1)^\perp$ (张成的线性空间的补空间) 上也是稳定的
 - 假设 $C(\mathbf{q}_1)^\perp$ 上有一组正交归一基为 $\{\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_{n-1}\}$, 构造矩阵 $X_1 = [\mathbf{q}_1, \mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_{n-1}]$, 且 X 是正交的 $X^T X = I$
 - $X_1^T S X_1 = X_1^T S [\mathbf{q}_1, \mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_{n-1}] = X_1^T [\lambda_1 \mathbf{q}_1, S\mathbf{a}_1, \dots, S\mathbf{a}_{n-1}] = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & (\mathbf{a}_i^T S \mathbf{a}_j) \end{bmatrix}$, $(\mathbf{a}_i^T S \mathbf{a}_j)$ 代表ij矩阵元为 $\mathbf{a}_i^T S \mathbf{a}_j$ 的 $n-1 \times n-1$ 对称矩阵
 - 重复上述步骤, 直到用 S 的特征向量构造出 \mathbb{R}^n 的一组正交归一基

谱定理证明 (续)

- $X_1^T S X_1 = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & (a_i^T S a_j) \end{bmatrix}$, ($a_i^T S a_j$) 代表 ij 矩阵元为 $a_i^T S a_j$ 的 $(n-1) \times (n-1)$ 对称矩阵, 把它记为 S_1
- 因为 S_1 是对称的, 所以有一个实特征值 λ_2 和特征向量 q_2 ($n-1$ 维向量)
- 类似可以构造 $(n-1) \times (n-1)$ 的正交矩阵 X_2 , 使得 $X_2^T S_1 X_2 = \begin{bmatrix} \lambda_2 & 0 \\ 0 & S_2 \end{bmatrix}$, 其中 X_2 的第一列是 q_2 , S_2 是个 $(n-2) \times (n-2)$ 的对称矩阵
- 我们有 $\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & X_2^T \end{bmatrix} X_1^T S X_1 \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & X_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & X_2^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & S_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & X_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_2 & 0 \\ 0 & 0 & S_2 \end{bmatrix}$ 。 $Q_2 = X_1 \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & X_2 \end{bmatrix}$ 也是个正交矩阵 ($Q_2^T Q_2 = I$)

谱定理证明 (续)

- 我们现在有 $Q_2^T S Q_2 = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_2 & 0 \\ 0 & 0 & S_2 \end{bmatrix}$, S_2 是一个 $(n-2) \times (n-2)$ 的对称矩阵,
 Q_2 是一个正交矩阵
- 再重复 $n-2$ 次, 最终有 $Q_n^T S Q_n = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & 0 \\ 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_n \end{bmatrix}$, 其中 Q_n 是一系列正交矩阵的乘积, 所以也是正交的。谱定理得证

对称矩阵的对角化

- 对称矩阵 S 总可以被某个正交矩阵 Q 对角化, $S = Q\Lambda Q^{-1} = Q\Lambda Q^T$
- 构造 Q
 - 如果 S 的特征值互不相同, 对应的归一特征向量 \mathbf{q}_i 两两正交 ($\lambda_i \mathbf{q}_j^T \mathbf{q}_i = \mathbf{q}_j^T S \mathbf{q}_i = (S \mathbf{q}_j)^T \mathbf{q}_i = \lambda_j \mathbf{q}_j^T \mathbf{q}_i \Rightarrow \mathbf{q}_j^T \mathbf{q}_i = 0$) , $Q = [\mathbf{q}_1, \dots, \mathbf{q}_n]$
 - 如果 S 的特征值有重复, 取 $\{\mathbf{q}_i\}$ 为相应的特征子空间中的正交基
- $S = Q\Lambda Q^T = \sum_{i=1}^n \lambda_i \mathbf{q}_i \mathbf{q}_i^T$

例

$$S = \begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 2 & 4 \end{bmatrix} \text{ and } S - \lambda I = \begin{bmatrix} 1 - \lambda & 2 \\ 2 & 4 - \lambda \end{bmatrix}$$

- 特征多项式 : $\lambda^2 - 5\lambda = 0$, 特征值为0和5
- 归一化特征向量 $\frac{1}{\sqrt{5}} \begin{bmatrix} 2 \\ -1 \end{bmatrix}, \frac{1}{\sqrt{5}} \begin{bmatrix} 1 \\ -2 \end{bmatrix}$

$$Q^{-1}SQ = \frac{1}{\sqrt{5}} \begin{bmatrix} 2 & -1 \\ 1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 2 & 4 \end{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{5}} \begin{bmatrix} 2 & 1 \\ -1 & 2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 5 \end{bmatrix} = \Lambda$$

例

- 不能对角化的例子。 $A = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$
- 特征值为0, 代数重数2, 几何重数1, 特征向量 $\begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}$
- $C\left(\begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}\right)$ 的正交补是 $C\left(\begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}\right)$, 但是 $A \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} \notin C\left(\begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}\right)$, 不能对角化

内容提要

- 特征值和特征向量
- 特征多项式
- 矩阵对角化
- 对称矩阵
- 正定矩阵
- 微分方程组

三维振子

- 三维振子的哈密顿量（能量）

$$H = \frac{1}{2m} (p_x^2 + p_y^2 + p_z^2) + \frac{1}{2} (k_x x^2 + k_y y^2 + k_z z^2)$$

$$= \frac{1}{2} [p_x, p_y, p_z, x, y, z] \begin{bmatrix} 1/m & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1/m & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1/m & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & k_x & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & k_y & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & k_y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_x \\ p_y \\ p_z \\ x \\ y \\ z \end{bmatrix}$$

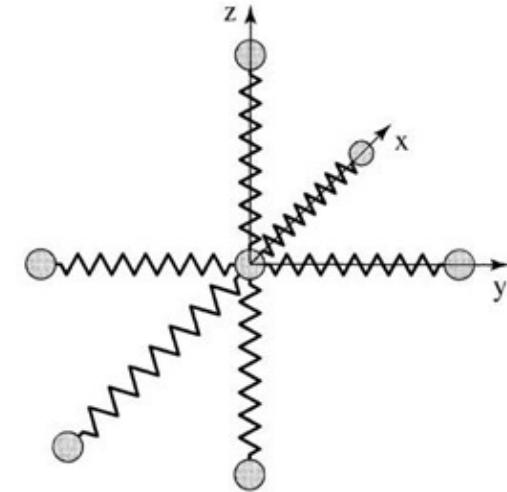


Illustration from: <http://what-when-how.com/electronic-properties-of-materials/heat-capacity-thermal-properties-of-materials/>

(实) 二次型

- 二次型是形如 $x^T S x$ 的二次多项式，其中 S 实对称矩阵， $x^T = (x_1, \dots, x_n)$
- 例：

$$\bullet H = \frac{1}{2m} (p_x^2 + p_y^2 + p_z^2) + \frac{1}{2} (k_x x^2 + k_y y^2 + k_z z^2)$$

$$\bullet f(x, y) = x^2 - 2xy + y^2 = (x - y)^2 = (x \ y) \begin{pmatrix} 1 & -1 \\ -1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}$$

$$\bullet g(x, y) = -x^2 - 2xy - y^2 = -(x + y)^2 = (x \ y) \begin{pmatrix} -1 & -1 \\ -1 & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}$$

正定 (positive definite) 矩阵

- 定义：给定对称矩阵 S ，如果对于任意的非零向量 x ，二次型 $x^T S x > \mathbf{0}$ ，则称 S 是正定的
- 以下例子中哪些矩阵是正定的？

- $H = \frac{1}{2m} (p_x^2 + p_y^2 + p_z^2) + \frac{1}{2} (k_x x^2 + k_y y^2 + k_z z^2)$

- $f(x, y) = x^2 - 2xy + y^2 = (x - y)^2 = (x \ y) \begin{pmatrix} 1 & -1 \\ -1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}$

- $g(x, y) = -x^2 - 2xy - y^2 = -(x + y)^2 = (x \ y) \begin{pmatrix} -1 & -1 \\ -1 & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}$

正定矩阵的判定

• 定理：对于对称矩阵 S ，以下陈述是等价的

1. 对于任意的非零向量 x ，二次型 $x^T S x > 0$
2. S 的所有 n 个特征值都是正的
3. S 可以只通过换行和倍加变换后得到 n 个正的主元
4. S 所有左上行列式（前 i 行 i 列子矩阵的行列式）都是正的
5. S 可以写成 $A^T A$ 的形式，而且 A 的列之间线性无关

证明

- 定理：对于对称矩阵 S ，以下陈述是等价的
 1. 对于任意的非零向量 x ，二次型 $x^T S x > 0$
 2. S 的所有 n 个特征值都是正的
- $1 \Rightarrow 2$ ：
 - S 对称，存在正交矩阵 Q 和对角矩阵 Λ 使得 $\Lambda = Q^T S Q$
 - $\lambda_i = e_i^T Q^T S Q e_i = (Q e_i)^T S (Q e_i) > 0$
 - S 所有特征值都是正的
- $2 \Rightarrow 1$ ：
 - S 所有特征值都是正的，则 $x^T S x = x^T Q \Lambda Q^T x = \sum_i \lambda_i (Q^T x)_i^2 > 0$

正定矩阵的判定

- 定理：对于对称矩阵 S ，以下陈述是等价的

5. S 可以写成 $A^T A$ 的形式，而且 A 的列之间线性无关

1. 对于任意的非零向量 x ，二次型 $x^T S x > 0$

- 5=>1：

- 因为 A 的列之间线性无关，所以 $\forall x \neq 0, Ax \neq 0$

- $x^T S x = x^T A^T A x = (Ax)^T (Ax) > 0$

- 1=>5：

- S 正定， $S = Q \Lambda Q^T = Q \begin{bmatrix} \sqrt{\lambda_1} & 0 & 0 \\ 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & \sqrt{\lambda_n} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sqrt{\lambda_1} & 0 & 0 \\ 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & \sqrt{\lambda_n} \end{bmatrix} Q^T = A^T A$

正定矩阵的判定

- **定理**：对于对称矩阵 S ，以下陈述是等价的
 - 3. S 可以只通过换行和倍加变换后得到n个正的主元
 - 4. S 所有左上行列式都是正的
- $3 \Rightarrow 4$ ：
 - 行倍加不改变所有左上行列式， S 做行倍加得到上三角矩阵 U
 - $U_{i \times i}$ 的左上行列式就是前*i*个主元的乘积，所以大于0
- $4 \Rightarrow 3$ ：
 - U 的左上行列式都大于零，所以前*i*个主元乘积都大于0，所以主元全正
 - **证明需要定理**：可逆方阵有LU分解（无换行）当且仅当左上子矩阵全不为零

正定矩阵的判定

- 定理：对于对称矩阵 S ，以下陈述是等价的

3. S 可以只通过换行和倍加变换后得到 n 个正的主元

5. S 可以写成 $A^T A$ 的形式，而且 A 的列之间线性无关

- $3 \Rightarrow 5$:

- $S = LDU$, S 对称 + LDU 分解唯一性可知 $L = U^T$

- 主元全正，则 $S = U^T D U = U^T \begin{bmatrix} \sqrt{a_1} & 0 & 0 \\ 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & \sqrt{a_n} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sqrt{a_1} & 0 & 0 \\ 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & \sqrt{a_n} \end{bmatrix} U = A^T A$

- $5 \Rightarrow 3$:

- A 列之间线性无关， $A = QR$, $A^T A = R^T Q^T Q R = R^T R = LDU$

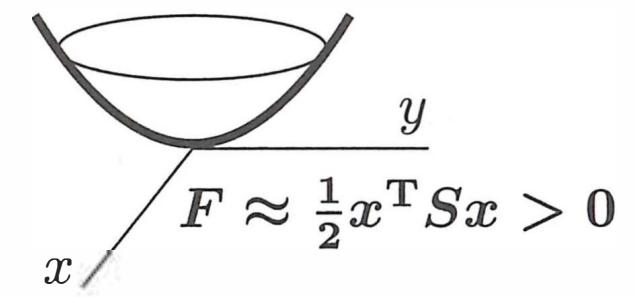
半正定矩阵

- 定义：对称矩阵 S 是半正定的，如果 $\forall \mathbf{x} \neq 0, \mathbf{x}^T S \mathbf{x} \geq 0$
- 半正定但非正定矩阵的判据：
 1. 最小的特征值等于0
 2. S 可以写成 $A^T A$, A 的列之间线性相关
- 性质：半正定但非正定矩阵的行列式为0

正定矩阵的应用：判断局部最小

- 问题：函数 $F(x, y)$ 的极值点为 $\frac{\partial F(x, y)}{\partial x} = 0, \frac{\partial F(x, y)}{\partial y} = 0$ 的解，如何判断是局部最大还是最小
- 方法：构造如下的2阶偏导数的矩阵

$$S = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 F}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 F}{\partial xy} \\ \frac{\partial^2 F}{\partial xy} & \frac{\partial^2 F}{\partial y^2} \end{bmatrix}$$



- 极值点是最小值，当且仅当 S 是正定的
- 推广到 n 个自变量的情形？

内容提要

- 特征值和特征向量
- 特征多项式
- 矩阵对角化
- 对称矩阵
- 正定矩阵
- 微分方程组

一阶线性常微分方程组

- 给定 $\mathbf{x}(0) = \mathbf{x}_0$, 解方程 $\frac{d\mathbf{x}(t)}{dt} = A\mathbf{x}(t)$
 - A 是一个常数矩阵, 方程对于 $\mathbf{x}(t)$ 是线性的
- 如果 A 可对角化, $A = X\Lambda X^{-1}$, 方程左右同时左乘 X^{-1}
 - $X^{-1} \frac{d\mathbf{x}(t)}{dt} = X^{-1} A \mathbf{x}(t) = \Lambda X^{-1} \mathbf{x}(t)$
 - 先解 $\frac{d\mathbf{y}(t)}{dt} = \Lambda \mathbf{y}(t)$, 然后 $\mathbf{x}(t) = X\mathbf{y}(t)$
 - $\mathbf{y}(t) = \begin{bmatrix} c_1 e^{\lambda_1 t} \\ \vdots \\ c_n e^{\lambda_n t} \end{bmatrix}$, 初条件 $\mathbf{x}(0) = X\mathbf{y}(0) = \mathbf{x}_0$ 可知 $\begin{bmatrix} c_1 \\ \vdots \\ c_n \end{bmatrix} = X^{-1} \mathbf{x}_0$

例

$$\frac{d\mathbf{u}}{dt} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 3 \end{bmatrix} \mathbf{u} \quad \mathbf{u}(0) = \begin{bmatrix} 9 \\ 7 \\ 4 \end{bmatrix}$$

The eigenvectors are $\mathbf{x}_1 = (1, 0, 0)$ and $\mathbf{x}_2 = (1, 1, 0)$ and $\mathbf{x}_3 = (1, 1, 1)$.

Step 1 The vector $\mathbf{u}(0) = (9, 7, 4)$ is $2\mathbf{x}_1 + 3\mathbf{x}_2 + 4\mathbf{x}_3$. Thus $(c_1, c_2, c_3) = (2, 3, 4)$.

Step 2 The factors $e^{\lambda t}$ give exponential solutions $e^t \mathbf{x}_1$ and $e^{2t} \mathbf{x}_2$ and $e^{3t} \mathbf{x}_3$.

Step 3 The combination that starts from $\mathbf{u}(0)$ is $\mathbf{u}(t) = 2e^t \mathbf{x}_1 + 3e^{2t} \mathbf{x}_2 + 4e^{3t} \mathbf{x}_3$.

The coefficients 2, 3, 4 came from solving the linear equation $c_1 \mathbf{x}_1 + c_2 \mathbf{x}_2 + c_3 \mathbf{x}_3 = \mathbf{u}(0)$:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{x}_1 & \mathbf{x}_2 & \mathbf{x}_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c_1 \\ c_2 \\ c_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2 \\ 3 \\ 4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 9 \\ 7 \\ 4 \end{bmatrix} \quad \text{which is } X\mathbf{c} = \mathbf{u}(0). \quad (7)$$

二阶线性常微分方程

- 考虑线性方程 $m \frac{d^2y}{dt^2} + b \frac{dy}{dt} + ky = 0$
 - 有阻尼的一维振子的运动
- 转化成一阶线性方程组 : $\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} y \\ \dot{y} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -k/m & -b/m \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y \\ \dot{y} \end{bmatrix}$
 - 特征方程 $\lambda^2 + b/m\lambda + k/m = 0$, 假设解为 λ_1, λ_2
 - 特征向量 $\begin{bmatrix} 1 \\ \lambda_1 \end{bmatrix}$ 和 $\begin{bmatrix} 1 \\ \lambda_2 \end{bmatrix}$
 - 通解 $\begin{bmatrix} y(t) \\ \dot{y}(t) \end{bmatrix} = c_1 e^{\lambda_1 t} \begin{bmatrix} 1 \\ \lambda_1 \end{bmatrix} + c_2 e^{\lambda_2 t} \begin{bmatrix} 1 \\ \lambda_2 \end{bmatrix}$

解的稳定性

- $\frac{d\mathbf{x}(t)}{dt} = A\mathbf{x}(t)$
- 解 : $\mathbf{x}(t) = \sum_{i=1}^n c_i e^{\lambda_i t} \mathbf{x}_i$
- 讨论 $t \rightarrow +\infty$ 时解的行为, $\lambda_i = r_i + i s_i$:
 - $r_i > 0$: $e^{(r_i + i s_i)t}$ 发散
 - $r_i < 0$: $e^{(r_i + i s_i)t}$ 收敛到 0
- 结论 : $t \rightarrow +\infty$ 时解不发散 \Rightarrow 所有特征值的实部都小于 0
 - 2x2 矩阵 : $\text{Tr}A < 0, \det A > 0$