

## Week 10 习题课.

- 解ODE: 分离  $dy$  和  $dt$  变成

$f(y)dy = f(t)dt$  的形式:

$$\frac{dy}{dt} = ky \Rightarrow \frac{1}{y} dy = k dt$$

$$\Rightarrow \ln|y| = kt + C$$

$$\Rightarrow |y| = e^{kt} e^C$$

$$\Rightarrow y = A e^{kt}$$

12)

$$y(x+1)dy = x(y^2+1)dx$$

$$\frac{y dy}{y^2+1} = \frac{x dx}{x+1}$$

$$\frac{1}{2} \frac{dy^2}{y^2+1} = \left(1 - \frac{1}{x+1}\right) d(x+1)$$

两边积分

$$\frac{1}{2} \ln|y^2+1| = x+1 - \ln|x+1| + C$$

13)

$$2x + y^2 + 2xy \cdot y' = 0$$

$x$  与  $y$  不可分离, 但是令  $v(x,y) = x^2 + xy^2$

$$\text{则有 } \frac{\partial v}{\partial x} = 2x + y^2, \quad \frac{\partial v}{\partial y} = 2xy.$$

$$\text{即原方程化为 } \frac{\partial v}{\partial x} + \frac{\partial v}{\partial y} \frac{dy}{dx} = 0$$

$$\text{即 } \frac{dv}{dx} = 0. \text{ 于是 } v(x,y) = C$$

$$\text{我们得到隐式解 } v(x,y) = x^2 + xy^2 = C$$

## 二阶常系数齐次微分方程

$$y'' + py' + qy = 0$$

$$\hookrightarrow \frac{d^2}{dx^2} y + p \frac{d}{dx} y + qy = 0$$

$$\text{线性解 } \frac{d^2}{dx^2} + p \frac{d}{dx} + q \quad \text{作用 } V = \{\text{函数空间}\}$$

求方程的通解就是求线性空间

本征值加的特征子空间(去找该空间的基)

这个特征子空间的每一个向量(函数)

都是方程的解.  $\Rightarrow$  线性代中  $Ax=0$  问题.

为什么令  $y = e^{rx}$

$$\frac{d}{dx} e^{rx} = r e^{rx}$$

$$\frac{d^2}{dx^2} e^{rx} = r^2 e^{rx}$$

$\rightarrow e^{rx}$  是线性空间的  $\frac{d}{dx}, \frac{d^2}{dx^2}$  的特征向量.

令  $y = e^{rx}$ , 得方程

$$r^2 + pr + q = 0$$

① 若有两个不相等实根  $r_1, r_2$

则我们找到了两个特征子空

间的线性无关的解  $e^{r_1 x}$  与  $e^{r_2 x}$ .

基的叠加可以得到所有解(通解)

$$y = A e^{r_1 x} + B e^{r_2 x} \quad (2)$$

② 若有两个相等实根  $r_1 = r_2 = r$

则我们只得到一个线性无关的解  $e^{rx}$ .

为了得到另一个与  $e^{rx}$  线性无关的向量, 我们取  $x e^{rx}$ .

$$\text{验证 } \frac{d^2}{dx^2} x e^{rx} + p \frac{d}{dx} x e^{rx} + q x e^{rx} = 0$$

故  $x e^{rx}$  也是方程的解.

③ 若有一对共轭复根 ( $\Delta < 0$ )  
(必共轭)

$$r_1 = \alpha + i\beta, r_2 = \alpha - i\beta$$

我们得到两个线性无关解

$$e^{r_1 x} = e^{\alpha} (\cos \beta x + i \sin \beta x)$$

$$e^{r_2 x} = e^{\alpha} (\cos \beta x - i \sin \beta x)$$

这两个线性无关向量组合成如下  
两个向量还是线性无关的

$$\begin{array}{ccc} \frac{e^{r_1 x} + e^{r_2 x}}{2} & , & \frac{e^{r_1 x} - e^{r_2 x}}{2i} \\ \downarrow & & \downarrow \\ e^{\alpha} \cos \beta x & & e^{\alpha} \sin \beta x \end{array}$$

因此通解是基的叠加  $y = Ae^{\alpha} \cos \beta x + Be^{\alpha} \sin \beta x$

△解决上面两个问题。

□ 当  $r_1 \neq r_2$ ,  $e^{r_1 x}$  与  $e^{r_2 x}$  线性无关?

类比线性代数中的线性无关  
定义, 我们可以写下两个函数  
线性无关的定义

Def: 称  $f(x)$  与  $g(x)$  线性无关若

$$af(x) + bg(x) = 0, \text{ 对所有定义域内的 } x \text{ 成立}$$

$$\text{则 } a=b=0$$

现在假设有  $ae^{r_1 x} + be^{r_2 x} = 0, \forall x \in \mathbb{R}$  成立。

既然上式对所有  $x$  成立, 取特殊值就可以了。

$$\text{令 } x=0 \Rightarrow a+b=0$$

$$\text{令 } x=1 \Rightarrow ae^{r_1} + be^{r_2} = 0 \Rightarrow ae^{r_1} - a e^{r_1} = 0 \Rightarrow a(e^{r_1} - e^{r_1}) = 0$$

$$\text{由于 } e^{r_1} \neq e^{r_2} \Rightarrow a=b=0.$$

因此  $e^{r_1 x}$  与  $e^{r_2 x}$  确实线性无关。

\*同理, 可以证  $e^{r_1 x}$  与  $x e^{r_1 x}$  线性无关。

$$ae^{r_1 x} + b x e^{r_1 x} = 0$$

$$x=0 \Rightarrow a=0$$

$$x=1 \Rightarrow a e^{r_1} + b e^{r_1} = 0 \Rightarrow b=0$$

□ 为什么特征子空间维数是 2,

即为什么找到两个线性无关的

函数—叠加起来可以得到所有解?

为了通俗易懂(实际题中懒得看, 太多了orz),  
这里用一些直觉性的、不严谨的说法。如果  
你觉得不自然, 也很正常。

方程中出现了二阶导, 所以直觉上看  
解微分方程要做二次求导的逆操作,  
即积两次分。每次积分出一个常数,  
积二次分要积 2 个常数, 每个常数  
需要一个初条件才能将值确定。

对于二阶常系数微分方程, 需要 2 个  
初条件才能将解确定下来。所以

解的自由度是 2, 也就是我们需要  
找 2 个线性无关的函数作为基就能  
张成全部空间(张成的意思是表出空  
间中任何一个向量)

• Schrödinger 方程与分离变量法。

$$i \hbar \frac{\partial}{\partial t} \psi = \left( -\frac{\hbar^2}{2m} \nabla^2 + V \right) \psi$$

$$\psi(\vec{x}, t) = \psi(\vec{x}) T(t)$$

$$i \hbar \frac{\partial}{\partial t} (\psi(\vec{x}) T(t)) = \left[ -\frac{\hbar^2}{2m} \nabla^2 (\psi(\vec{x}) T(t)) + V \psi(\vec{x}) T(t) \right]$$

$$\text{即: } i \hbar \frac{d}{dt} T(t) = T(t) \left( -\frac{\hbar^2}{2m} \nabla^2 \psi(\vec{x}) + V \psi(\vec{x}) \right)$$

$$\frac{i \hbar}{T(t)} \frac{d}{dt} T(t) = \frac{1}{\psi(\vec{x})} \left[ -\frac{\hbar^2}{2m} \nabla^2 \psi(\vec{x}) + V \psi(\vec{x}) \right]$$

- [prop]  $A, B$  可对角化.  $AB=BA \Leftrightarrow A, B$  可用相同 eigenvector matrix  $S$  做对角化.  
 $\Leftrightarrow A, B$  有相同特征向量

Pf:  $\Leftarrow A = S\Lambda_1 S^{-1}, B = S\Lambda_2 S^{-1},$

$$AB = S\Lambda_1 S^{-1} S\Lambda_2 S^{-1} = S\Lambda_1 \Lambda_2 S^{-1} = S\Lambda_2 \Lambda_1 S^{-1} = S\Lambda_2 S^{-1} S\Lambda_1 S^{-1} = BA$$

$\Rightarrow$  Assume  $AB=BA$ . 设  $x \in E(A, \lambda)$ , 即  $Ax = \lambda x$ .

$$ABx = BAx = \lambda Bx \Rightarrow Bx \in E(A, \lambda).$$

于是  $B$  是  $E(A, \lambda)$  上的变换, 即有线性变换  $L_B: E(A, \lambda) \rightarrow E(A, \lambda)$   
 $x \mapsto Bx$

$A$  可对角化, 则  $\mathbb{R}^n = E(A, \lambda_1) \oplus E(A, \lambda_2) \oplus \dots \oplus E(A, \lambda_k), \quad n = \sum_{i=1}^k \dim E(A, \lambda_i)$

而  $B$  是  $E(A, \lambda_i)$  上的变换, 因此  $B$  在  $E(A, \lambda_i)$  上有  $\dim(E(A, \lambda_i))$  个特征向量, 否则  $B$  没有足够多  $\dim$  特征向量无法对角化. 由于这  $\dim(E(A, \lambda_i))$  个特征向量都来自于  $E(A, \lambda_i)$ , 故  $B$  的特征向量就是  $A$  的特征向量.

- 复线性空间上的内积是  $\bar{x}^T y$  ( $x$  共轭转置再乘  $y$ )

$\Delta$  为什么需要共轭  $\bar{x}^T y$ ?

Recall:

[定义]: 令  $V$  是一个线性空间. 称 **双线性** 函数  $d: V \times V \rightarrow \mathbb{C}$  是  $V$  上的内积.

若 ①  $p(x, x) \geq 0$ , 等号成立当且仅当  $x=0$  (**正定性**)

②  $d(x, y) = \overline{d(y, x)}$  (**共轭对称性**)

则赋予内积的线性空间是内积空间.

$x, y \in \mathbb{C}^n, x^T x \geq 0$  并不总成立. 例如  $i^T i = -1 < 0$ .

$$(1+2i)^T (1+2i) = 3+4i \in \mathbb{C} - \mathbb{R} \text{ 无法与 } 0 \text{ 比较大小}$$

但容易验证  $d(x, y) = \bar{x}^T y$  满足内积需要的两条性质.

①  $\bar{x}^T x = \|x\|^2 \geq 0$ , 等号成立 iff  $x=0$

②  $\bar{x}^T y = (\bar{x}^T y)^T = y^T \bar{x} = \overline{\bar{y}^T x} \leadsto d(x, y) = \overline{d(y, x)}$

$$\Delta \bar{x}^T y = 0 \Leftrightarrow x \perp y$$

- 复矩阵  $H$  称为厄米的 (Hermitian) 若  $\bar{H}^T = H$ . 记  $A^H := \bar{A}^T$

Remark:  $H \in M_{nm}(\mathbb{R}) \subseteq M_{n \times n}(\mathbb{C}), H \text{ Hermitian} \Leftrightarrow H \text{ symmetric}$

$$\Delta (AB)^H = B^H A^H \quad \overline{AB}^T = (\overline{AB})^T = \overline{B^T A^T} = \bar{B}^T \bar{A}^T = B^H A^H$$

$\Delta$  [prop]  $A$  是厄米矩阵, 则  $A$  的所有特征值是实数

Pf:  $Av = \lambda v \Rightarrow v^H A^H = \lambda^H v^H = \bar{\lambda} v^H$

然后  $\Rightarrow v^H A^H v = \bar{\lambda} v^H v$

Trick:  $v^H A v$  是常见构造.

$$\underline{A^H = A} \Rightarrow v^H A v = \bar{\lambda} v^H v \xrightarrow{Av = \lambda v} \lambda v^H v = \bar{\lambda} v^H v$$

$$\Rightarrow (\lambda - \bar{\lambda}) v^H v = 0. \quad v \text{ 是特征向量, } v \neq 0 \text{ 故 } v^H v \neq 0$$

$$\Rightarrow \lambda - \bar{\lambda} = 0 \text{ 即 } \lambda \in \mathbb{R} \quad \text{Trick: 证 } \lambda \in \mathbb{R} \Leftrightarrow \text{证 } \bar{\lambda} = \lambda$$

Rmk: 这个性质在物理中有很重要的意义. 可观测量是某个矩阵的特征值, 为保证可观测量是实数(实数才可测量), 这个矩阵一般是厄米的.

Rmk: 这类证明是如何想到的? (倒着想)

设  $Av = \lambda v$ . 欲证  $\bar{\lambda} = \lambda$ , 即证  $\bar{\lambda} - \lambda = 0$ .

Trick: 证明  $\bar{\lambda} - \lambda$  乘上一个非零量是 0. 这里非零量选  $v^H v$ .

$$\text{即证 } (\bar{\lambda} - \lambda) v^H v = 0, \text{ i.e., } \bar{\lambda} v^H v = \lambda v^H v.$$

等价于证  $(v^H A^H) v = v^H A v$ . 由  $A$  厄米, 显然成立. 按反序写一遍即是证明.

$$\Delta x^H A x \in \mathbb{R} \quad \text{pf: } \underbrace{(x^H A x)^H}_{x^H A x} = \overline{x^H A x} \Rightarrow x^H A x \in \mathbb{R}$$

• 正交对角化.

[Prop] 设  $A$  是 Hermitian matrix, 即  $A^H = A$ .  $\lambda_1 \neq \lambda_2$  是  $A$  的两个特征值, 则  $E(A, \lambda_1) \perp E(A, \lambda_2)$

Pf:  $\forall v_1 \in E(A, \lambda_1), v_2 \in E(A, \lambda_2), \text{ w.t.s. } v_1 \perp v_2.$

$$v_2^H A v_1 = \lambda_1 v_2^H v_1. \quad \text{On the other hand, } v_2^H A v_1 = v_2^H A^H v_1 = (A v_2)^H v_1 = \lambda_2^H v_2^H v_1$$

$$\text{故 } (\lambda_1 - \lambda_2) v_2^H v_1 = 0. \quad \lambda_1 \neq \lambda_2, \text{ 故 } v_2^H v_1 = 0.$$

Rmk: w.t.s.  $v_2^H v_1 = 0$ , 即证  $(\lambda_1 - \lambda_2) v_2^H v_1 = 0$ , 即证  $\lambda_1 v_2^H v_1 = \lambda_2 v_2^H v_1$ , 即证  $v_2^H A v_1 = v_2^H A v_1$  (这步用了  $\lambda_2 \in \mathbb{R}$ ).

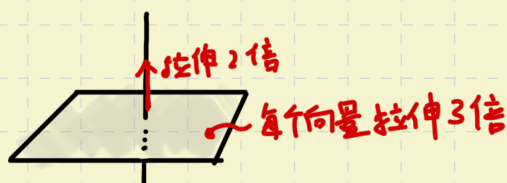
[Exp]  $A = \begin{bmatrix} 3 & \\ & 2 \end{bmatrix}$  是实对称阵, 也是厄米阵.

$$E(A, 2) = \text{span} \left( \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \right), \quad E(A, 3) = \text{span} \left( \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \right)$$

$$1. E(A, 2) \perp E(A, 3)$$

2. 同个特征值的向量未必垂直

例如  $\begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \in E(A, 3)$ , 但这两个向量不垂直.





[Thm] 任何实对称矩阵可以对角化.

pf: 换用线性变换的语言叙述一遍:

令  $A: V \rightarrow V$  是线性变换.  $\dim V = n$ . 存在  $\varepsilon$  是  $V$  的一组基, s.t.

$A$  在  $\varepsilon$  下的矩阵是实对称矩阵  $A$ , w.t.s.  $A$  可对角化, i.e.,  $A$  有  $n$  个 L.ind. 特征向量.

对  $A$  的阶 ( $\dim V$ ) 做数学归纳法.

当  $n=1$  时成立. 作: 设  $n-1$  阶实对称矩阵可做对角化, 即  $\dim V = n-1$  时,

若存在  $V$  的某组基  $\varepsilon$  s.t. 某线性变换  $A$  在基  $\varepsilon$  下的矩阵是实对称矩阵, 则

$A$  有  $n-1$  个 L.ind. 特征向量.

现设  $A: V \rightarrow V$  是线性变换,  $\dim V = n$ .  $A$  在基  $\varepsilon$  下是实对称阵  $A$ .

Claim:  $A$  必存在一个非0特征向量  $v_1 \in V$ .

proof for the claim: 实对称  $n$  阶矩阵  $A$  必有  $n$  个实特征值.  $A$  是厄米矩阵, 它的特征值是实数. 故  $A$  有  $n$  个实特征值. 任取一个特征值  $\lambda$ ,  $|A - \lambda I| = 0$  得  $\exists v \neq 0$  s.t.  $(A - \lambda I)v = 0$ . 这样的  $v$  即是一个非零特征向量.  $v$  在基  $\varepsilon$  下的像是  $v_1$  即是  $A$  的一个非0特征向量.

$v_1 \neq 0$ , 不妨设  $|v_1| = 1$ .

Claim: 对  $\{v_1\}$  可以扩为  $V$  中的一组基  $\{v_1, v_2, \dots, v_n\}$  s.t. 存在正交阵  $Q$  满足  $\varepsilon = [v_1, \dots, v_n] Q$ .

proof for the claim: 设  $\varepsilon = [\varepsilon_1 \ \varepsilon_2 \ \dots \ \varepsilon_n]$ .  $\varepsilon$  是基故  $v_1$  可由  $\varepsilon$  线表, 即  $v_1 = a_1 \varepsilon_1 + \dots + a_n \varepsilon_n$ . 对向量  $\begin{bmatrix} a_1 \\ \vdots \\ a_n \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^n$ , 扩基并做施密特正交化、标准化, 得正交阵  $Q = \begin{bmatrix} a_1 & \dots \\ \vdots & \dots \\ a_n & \dots \end{bmatrix}$  (回顾  $Q$  是正交阵  $\Leftrightarrow Q$  的列是  $\mathbb{R}^n$  标准正交基)

令  $[v_1 \ \dots \ v_n] = \varepsilon Q^{-1}$  则得满足条件的基  $[v_1 \ \dots \ v_n]$  s.t.  $\varepsilon = [v_1 \ \dots \ v_n] Q$ .

(注意如此构造的  $[v_1 \ \dots \ v_n]$  必是基, 因为它和基  $\varepsilon$  只相差可逆矩阵)

$$A[v_1 \ \dots \ v_n] = A \varepsilon Q^{-1} = \varepsilon A Q^{-1} = [v_1 \ \dots \ v_n] Q A Q^{-1} = [v_1 \ \dots \ v_n] Q A Q^T$$

故  $A$  在基  $[v_1 \ \dots \ v_n]$  下的矩阵为  $Q A Q^T$ , 易知  $Q A Q^T$  对称.

$$\text{On the other hand } A[v_1 \ \dots \ v_n] = [v_1 \ \dots \ v_n] \begin{bmatrix} \lambda & * & * & \dots \\ \vdots & & & \\ 0 & & B & \end{bmatrix}$$

$$\text{由 } \begin{bmatrix} \lambda & * & * & \dots \\ \vdots & & & \\ 0 & & B & \end{bmatrix} \text{ 对称知其为 } \begin{bmatrix} \lambda & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & & & \\ 0 & & B & \end{bmatrix}, \text{ 故 } A[v_2 \ \dots \ v_n] = [v_2 \ \dots \ v_n] B$$

因此  $A$  可视为  $\text{span}(v_2 \ \dots \ v_n)$  上的线性变换,  $A$  在基  $[v_2 \ \dots \ v_n]$  上矩阵  $B$  对称.  $\text{span}(v_2, \dots, v_n)$  是  $n-1$  维, 用归纳假设,  $A$  在  $\text{span}(v_2, \dots, v_n)$  上有  $n-1$  个 L.ind.

向量. 加上  $v$  得  $\mathcal{A}$  共有  $n$  个  $\perp$ . ind. 特征向量.

[Prop] 任何实对称矩阵可以正交对角化.

Pf: 同一个特征子空间取<sup>标准</sup>正交特征向量, 由于不同特征值对应特征向量正交, 可得  $n$  个<sup>标准</sup>正交特征向量. 故  $A = Q^{-1} \Lambda Q$ , 其中  $Q$  的每一列是标准正交的特征向量.