



# 标题

作者: Autin

# 目录

第 1 章 高阶线性微分方程	1
1.1 一般理论	1
1.1.1 齐次方程与 Wronsky	1
1.1.2 非齐次方程	2
1.2 常系数齐次线性方程	4
1.2.1 处理重根	6
1.3 常系数非齐次方程	8
1.3.1 计算特解	10
1.3.2 处理正弦和余弦	13
第 1 章 练习	14
第 2 章 线性微分方程组	15
2.1 一般理论	15
2.1.1 齐次线性微分方程组	15
2.1.2 非齐次线性微分方程组	19
2.2 常系数线性微分方程组	21
2.2.1 矩阵指数函数	21
2.2.2 基解矩阵与 Jordan 标准型	23
2.2.3 通过待定特征向量寻求基解矩阵	24
2.3 高阶线性微分方程	28
2.3.1 高阶线性微分方程的一般理论	29
2.3.2 常系数高阶线性微分方程	32
第 3 章 矩阵指数补充与线性方程组的算法	34
3.1 矩阵指数的计算	35
3.1.1 特征值向量法	36
3.1.2 Cayley-Hamilton 和 Putzer 算法	37
3.1.3 插值公式	39
第 4 章 稳定性理论初步	40
4.1 平衡点的稳定性	41
4.2 Lyapunov 函数	44
4.3 实践	47
4.4 构造 Lyapunov 函数	48

# 第 1 章 高阶线性微分方程

## 1.1 一般理论

### 1.1.1 齐次方程与 Wronsky

#### 定义 1.1 (Wronsky)

设  $u_1, \dots, u_n$  都是区间  $I$  上的  $n-1$  次可微函数. 称行列式

$$W(u_1, \dots, u_n)(x) := \begin{vmatrix} u_1(x) & \dots & u_n(x) \\ u_1'(x) & \dots & u_n'(x) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ u_1^{(n-1)}(x) & \dots & u_n^{(n-1)}(x) \end{vmatrix}$$

为  $u_1, \dots, u_n$  的 Wronsky 函数.



考虑齐次方程, 其中  $p_0, \dots, p_{n-1}$  在  $I$  上连续.

$$y^{(n)} + p_{n-1}(x)y^{(n-1)} + \dots + p_1(x)y' + p_0(x)y = 0 \quad (1.1)$$

再此之上, 若对于给定的  $a_1, \dots, a_n$ , 要求上述方程满足初值

$$y(x_0) = a_1, \quad y'(x_0) = a_2, \quad y^{(n-1)}(x_0) = a_n \quad (1.2)$$

则称以上为一个初值问题.

#### 命题 1.1

设  $p_0, \dots, p_{n-1}$  是  $I$  上的连续函数.  $u_1, \dots, u_n$  是方程 1.1 在区间  $I$  上的  $n$  个解, 令  $x_0 \in I$ . 则  $u_1, \dots, u_n$  构成方程 1.1 的解空间  $E$ , 当且仅当  $W(u_1, \dots, u_n)(x_0) \neq 0$



**Proof** 定义一个映射  $\kappa : E \rightarrow \mathbb{R}^n$ , 将方程的每个解映到它对应的初值问题的初值向量, 则  $\kappa : E \simeq \mathbb{R}^n$ ,  $u_1, \dots, u_n$  构成  $\mathbb{R}^n$  的一组基, 当且仅当  $\kappa(u_1), \dots, \kappa(u_n)$  构成  $\mathbb{R}^n$  的一组基. 注意到  $W(u_1, \dots, u_n)(x_0)$  就是  $\kappa(u_1), \dots, \kappa(u_n)$  的行列式即可.



#### 命题 1.2

设系数函数  $p_0, \dots, p_{n-1}$  在  $I$  是连续,  $u_1, \dots, u_n$  是齐次方程 1.1 在  $I$  上的  $n$  个解. 则要么  $W(u_1, \dots, u_n)(x)$  在  $x \in I$  上每一点非零, 要么  $W(u_1, \dots, u_n)(x)$  在  $I$  上每一点处为 0.



**Proof** 对于每一点  $x$ , 建立解空间  $E$  与  $x$  点处初值的双射  $\kappa_x : E \rightarrow \mathbb{R}^n$  即可.



## 命题 1.3

设系数函数  $p_0, \dots, p_{n-1}$  在开区间  $I$  上连续.  $x_0 \in I$ . 设  $u_1, \dots, u_n$  是齐次方程 1.1 在  $I$  上的  $n$  个解, 则

$$W(u_1, \dots, u_n)(x) = W(u_1, \dots, u_n)(x_0) e^{-\int_{x_0}^x p_{n-1}(t) dt}, \quad x \in I$$



**Proof** 只需证明  $W(x) := W(u_1, \dots, u_n)(x)$  满足一阶齐次方程

$$W' = -p_{n-1}(x) W$$

即可.

$$\begin{aligned} W'(x) &= \sum_{k=1}^{n-1} \det \begin{bmatrix} u_1(x) & \cdots & u_n(x) \\ \vdots & & \vdots \\ u_1^{(k)}(x) & \cdots & u_n^{(k)}(x) \\ u_1^{(k)}(x) & \cdots & u_n^{(k)}(x) \\ \vdots & \cdots & \vdots \\ u_1^{(n-1)}(x) & \cdots & u_n^{(n-1)}(x) \end{bmatrix} \\ &\quad + \det \begin{bmatrix} u_1(x) & \cdots & u_n(x) \\ \vdots & & \vdots \\ u_1^{(n-2)}(x) & \cdots & u_n^{(n-2)}(x) \\ u_1^{(n)}(x) & \cdots & u_n^{(n)}(x) \end{bmatrix} \\ &= \det \begin{bmatrix} u_1(x) & \cdots & u_n(x) \\ \vdots & & \vdots \\ u_1^{(n-2)}(x) & \cdots & u_n^{(n-2)}(x) \\ -\sum_{k=0}^{n-1} p_k(x) u_1^{(k)}(x) & \cdots & -\sum_{k=0}^{n-1} p_k(x) u_n^{(k)}(x) \end{bmatrix} \\ &= -p_{n-1} W(x) \end{aligned}$$

□

## 1.1.2 非齐次方程

## 定义 1.2 (线性非齐次方程)

一个  $n$ -阶线性非齐次微分方程是指

$$y^{(n)} + p_{n-1}(x) y^{(n-1)} + \cdots + p_1(x) y' + p_0(x) y = g(x) \quad (1.3)$$

其中  $p_0, \dots, p_{n-1}, g$  是开区间  $I$  上的连续函数.



**命题 1.4**

设  $u_1, \dots, u_n$  是齐次方程的一个解,  $v(x)$  是非齐次方程的一个解, 则非齐次方程的通解可以写成

$$y(x) = c_1 u_1(x) + \dots + c_n u_n(x) + v(x)$$

其中  $c_1, \dots, c_n$  是任意常数.



**Proof** 带入方程立即得到形如上的  $y(x)$  是非齐次方程的一个解.

任取非齐次方程的解  $z(x)$ , 则  $z(x) - v(x)$  是齐次方程的解, 从而存在  $c_1, \dots, c_n$ , 使得  $z(x) - v(x) = c_1 u_1(x) + \dots + c_n u_n(x)$ .



**常数变易法:**

**命题 1.5**

设  $p_0, \dots, p_{n-1}, g$  是开区间  $I$  上的连续函数. 设  $u_1, \dots, u_n$  是齐次方程的一组基解. 考虑线性组合

$$v(x) = c_1(x) u_1(x) + \dots + c_n(x) u_n(x)$$

$v(x)$  称为非齐次方程解的一个充分条件是  $c_1(x), \dots, c_n(x)$  满足以下矩阵方程:

$$\begin{bmatrix} u_1(x) & \dots & u_n(x) \\ u_1'(x) & \dots & u_n'(x) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ u_1^{(n-1)}(x) & \dots & u_n^{(n-1)}(x) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c_1'(x) \\ c_2'(x) \\ \vdots \\ c_n'(x) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ g(x) \end{bmatrix}$$



**Proof** 逐次数求导, 并利用上述矩阵方程, 得到

$$v(x) = c_1(x) u_1(x) + \dots + c_n(x) u_n(x) + 0$$

$$v'(x) = c_1(x) u_1'(x) + \dots + c_n(x) u_n'(x) + 0$$

$$\vdots$$

$$v^{(n-1)}(x) = c_1(x) u_1^{(n-1)}(x) + \dots + c_n(x) u_n^{(n-1)}(x) + 0$$

$$v^{(n)}(x) = c_1(x) u_1^{(n)}(x) + \dots + c_n(x) u_n^{(n)}(x) + g(x)$$

现在, 对第一行乘以  $p_0(x)$ , 第二行乘以  $p_1(x)$ , 依次类推, 直到对最后一行乘以  $-1$ , 之后将每一行相加, 由于  $u_1, \dots, u_n$  满足非齐次方程, 我们得到

$$v^{(n)}(x) + p_{n-1}(x) v^{(n-1)}(x) + \dots + p_1(x) v'(x) + p_0(x) v(x) = g(x)$$



**Example 1.1** 特别地, 对于二次的情况

$$y'' + p_1(x) y' + p_0(x) y = g(x)$$



导出问题

$$\begin{bmatrix} u_1(x) & u_2(x) \\ u_1'(x) & u_2'(x) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c_1'(x) \\ c_2'(x) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ g(x) \end{bmatrix}$$

由 Cramer 法则得到

$$c_1'(x) = -W(x)^{-1} u_2(x) g(x), \quad c_2'(x) = W(x)^{-1} u_1(x) g(x)$$

给出一个特解

$$v(x) = -u_1(x) \int W(x)^{-1} u_2(x) g(x) dx + u_2(x) \int W(x)^{-1} u_1(x) g(x) dx$$

同时, 我们可以配合

$$W(x) = W(x_0) e^{\int_{x_0}^x -p_{n-1}(s) ds}$$

来计算

### 命题 1.6

初值问题

$$y^{(n)} + p_{n-1}(x)y^{(n-1)} + \cdots + p_1(x)y' + p_0(x)y = g(x)$$

$$y(x_0) = a_1, \quad \cdots, \quad y^{(n-1)}(x_0) = a_0$$

在  $I$  上有唯一解.



**Proof** 非齐次方程有通解

$$y(x) = c_1 u_1(x) + \cdots + c_n u_n(x) + v(x)$$

. 带入初值, 得到系数  $c_k$  必须满足

$$c_1 u_1(x_0) + \cdots + c_n u_n(x_0) = a_1 - v(x_0)$$

$$c_1 u_1'(x_0) + \cdots + c_n u_n'(x_0) = a_2 - v'(x_0)$$

$\vdots$

$$c_1 u_1^{(n-1)}(x_0) + \cdots + c_n u_n^{(n-1)}(x_0) = a_n - v^{(n-1)}(x_0)$$

这是一个系数矩阵为可逆矩阵 ( $u_1, \cdots, u_n$  的 Wronsky) 的线性方程组, 解  $c_1, \cdots, c_k$  唯一.

□

## 1.2 常系数齐次线性方程

本节讨论方程

$$p_n y^{(n)} + p_{n-1} y^{(n-1)} + \cdots + p_1 y' + p_0 y = 0 \quad (1.4)$$

**定义 1.3 (特征方程)**

微分方程对应到特征多项式

$$P(x) := p_n X^n + p_{n-1} X^{n-1} + \cdots + p_1 X + p_0$$

方程

$$P(X) = 0$$

被称为是特征方程.

**命题 1.7**

1. 函数  $e^{\lambda x}$  是方程 1.4 的解, 当且仅当  $\lambda$  是特征方程的一个根.
2. 若特征方程有  $n$  个不同的 (复) 根  $\lambda_1, \cdots, \lambda_n$ , 则

$$e^{\lambda_1 x}, \cdots, e^{\lambda_n x}$$

构成一组基解.

**Proof**

1. 若  $e^{\lambda x}$  是方程的解, 当且仅当

$$p_n \lambda^n e^{\lambda x} + p_{n-1} \lambda^{n-1} e^{\lambda x} + \cdots + p_1 \lambda e^{\lambda x} + p_0 e^{\lambda x} = 0, \quad \forall x \in I$$

又  $e^{\lambda x} > 0, \forall x \in I$ , 故上式当且仅当

$$p_n \lambda^n + \cdots + p_0 = 0$$

即  $P(\lambda) = 0$ .

2. 由 1, 它们构成一组解, 又  $x = 0$  处的 Wronsky 行列式为

$$\det \begin{bmatrix} 1 & \cdots & 1 \\ \lambda_1 & \cdots & \lambda_n \\ \vdots & & \vdots \\ \lambda_1^{n-1} & \cdots & \lambda_n^{n-1} \end{bmatrix}$$

大于零, 故为基解.

**命题 1.8**若特征方程有复根  $\lambda = \alpha + i\beta$ , 则得到复解


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

若方程的系数都是实数, 则特征根共轭地出现, 得到另一个解

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

它们共同张成了一个方程的复值解的二维空间. 实值函数解

$$e^{\alpha x} \cos \beta x, \quad e^{\alpha x} \sin \beta x$$

在  $\mathbb{C}$  上张成了相同的解空间, 进而张成了方程的实值解空间的一个二维子空间. 

**Example 1.2** 寻求  $y^{(4)} - y = 0$  的一组基解.

**Solution** 特征方程  $\lambda^4 - 1 = 0$  有根  $1, -1, i, -i$ , 以下是三组基解的例子

$$e^x, e^{-x}, e^{ix}, e^{-ix}$$

$$e^x, e^{-x}, \cos x, \sin x$$

$$\cosh x, \sinh x, \cos x, \sin x$$

### 1.2.1 处理重根

#### 定义 1.4 (微分算子环)

设  $D$  是微分算子, 递归地定义  $D^k := D \circ D^{k-1}, k \in \mathbb{N}^+$ . 对于给定的多项式

$$P(x) = p_n X^n + p_{n-1} X^{n-1} + \cdots + p_1 X + p_0$$

可以自然地定义算子

$$P(D) = p_n D^n + p_{n-1} D^{n-1} + \cdots + p_1 D + p_0$$

规定它在函数  $y(x)$  上的作用为

$$P(D)y(x) := p_n y^{(n)}(x) + p_{n-1} y^{(n-1)}(x) + \cdots + p_1 y'(x) + p_0 y(x)$$



**Remark** 将  $X$  的多项式  $P(X)$  与微分算子  $P(D)$  一一对应, 得到一个微分算子的环.

#### 命题 1.9


$$P(D)e^{\lambda x} = P(\lambda)e^{\lambda x}$$



**Proof** 注意到  $D^k e^{\lambda x} = \lambda^k e^{\lambda x}$ , 再由对加法的相容性即可. □

之前讨论过的一个事实可以转述为

#### 命题 1.10

$e^{\lambda x}$  是微分方程  $P(D)y = 0$  的一个解, 当且仅当  $\lambda$  是特征方程  $P(X) = 0$  的一个根. 

式

$$P(D)e^{\lambda x} = P(\lambda)e^{\lambda x}$$

对  $\lambda$  求导, 由对  $x$  微分和对  $\lambda$  微分的交换性得到

$$P(D)xe^{\lambda x} = P(\lambda)xe^{\lambda x} + P'(\lambda)e^{\lambda x}$$

因此, 一旦  $P(\lambda_1) = P'(\lambda_1) = 0$ , 即  $\lambda_1$  是  $P(X) = 0$  的至少二重的根, 就有  $xe^{\lambda_1 x}$  是微分方程的一个解.



由对式

$$P(D)e^{\lambda x} = P(\lambda)e^{\lambda x}$$

关于  $\lambda$  做  $k$  次求导的 Leibniz 律, 得到

$$P(D)(x^k e^{\lambda x}) = \sum_{j=0}^k \frac{k!}{j!(k-j)!} P^{(j)}(\lambda) x^{k-j} e^{\lambda x}$$

因此若  $\lambda_1$  是特征方程的至少  $k+1$  重根, 则由  $P(\lambda_1), P'(\lambda_1), \dots, P^{(k)}(\lambda_1)$  全为 0, 可得  $x^k e^{\lambda x}$  是方程的一个解.

### 定理 1.1

考虑方程  $P(D)y = 0$ . 由代数学基本定理, 存在唯一的分解

$$P(X) = p_n (X - \lambda_1)^{r_1} (X - \lambda_2)^{r_2} \cdots (X - \lambda_m)^{r_m}$$

其中  $\lambda_i$  是  $P(X)$  的  $r_i$  重根,  $k = 1, \dots, m$ . 则微分方程的解由下表给出

Root	Solutions	Number
$\lambda_1$	$e^{\lambda_1 x}, x e^{\lambda_1 x}, \dots, x^{r_1-1} e^{\lambda_1 x}$	$r_1$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
$\lambda_m$	$e^{\lambda_m x}, x e^{\lambda_m x}, \dots, x^{r_m-1} e^{\lambda_m x}$	$r_m$



### 命题 1.11

上面这些解线性无关



**Proof** 设上面这些解的给出一个零线性组合, 整理得到

$$f_1(x) e^{\lambda_1 x} + \cdots + f_m(x) e^{\lambda_m x} = 0$$

其中  $f_1, \dots, f_m$  是多项式. 我们希望通过  $m$  归纳, 说明对于两两不同的  $\lambda_1, \dots, \lambda_m$ ,  $f_1, \dots, f_m$  全为零.

当  $m = 1$  时显然成立, 若  $m$  时成立, 考虑

$$f_1(x) e^{\lambda_1 x} + \cdots + f_m(x) e^{\lambda_m x} + f_{m+1}(x) e^{\lambda_{m+1} x} = 0$$

乘以  $e^{-\lambda_{m+1} x}$ , 得到

$$f_1(x) e^{u_1(x)} + \cdots + f_m(x) e^{u_m(x)} + f_{m+1}(x) = 0$$

其中  $u_k = \lambda_k - \lambda_{m+1} (k = 1, \dots, m)$ . 则  $\mu_1, \dots, \mu_m$  两两不同且均不为零. 现在重复对上式求导, 直到  $f_{m+1}(x) = 0$ , 得到

$$g_1(x) e^{\mu_1 x} + \cdots + g_m(x) e^{\mu_m x} = 0$$

对于某些多项式  $g_1, \dots, g_m$  成立, 由归纳假设  $g_1 = \cdots = g_m = 0$ . 不难发现, 由于  $\mu_k \neq 0, f_k$  与  $g_k$  的次数相同, 因此  $f_k = 0$ , 紧接着也有  $f_{m+1} = 0$ .



## 1.3 常系数非齐次方程

我们已经看到, 齐次常系数方程

$$p_n y^{(n)} + p_{n-1} y^{(n-1)} + \cdots + p_1 y' + p_0 y = 0$$

的解形如

$$y(x) = f_1(x) e^{\lambda_1 x} + \cdots + f_m(x) e^{\lambda_m x}$$

其中  $f_1, \cdots, f_m$  是复系数多项式,  $\lambda_1, \cdots, \lambda_m$  是两两不同的复特征值.

### 定义 1.5

形如  $f_1(x) e^{\lambda_1 x} + \cdots + f_m(x) e^{\lambda_m x}$  的函数被称为是一个指数多项式, 其中  $f_1, \cdots, f_m$  是复系数多项式,  $\lambda_1, \cdots, \lambda_m$  是两两不同的复数.



### Remark

- 设  $f$  是  $p$  次复系数多项式, 则称  $f(x) e^{\lambda x}$  为一个指数为  $\lambda$  的  $p$  次纯指数多项式.
- 小于  $p$  次的指数为  $\lambda$  的全体纯指数多项式构成  $\mathbb{C}$  上的一个线性空间, 记作  $V_m^\lambda$ . 定义  $m \leq 0$  时,  $V_m^\lambda$  为零向量空间.

•

$$e^{\lambda x}, \quad \frac{x}{1!} e^{\lambda x}, \cdots, \frac{x^{m-1}}{(m-1)!} e^{\lambda x}$$

构成  $V_m^\lambda$  的一组常用的基.

- 若  $y \in V_m^\lambda$ , 则  $Dy$  亦然, 由此对于每个  $m, \lambda$ , 我们都有线性算子  $D: V_m^\lambda \rightarrow V_m^\lambda$

### 命题 1.12

线性算子  $D: V_m^\lambda \rightarrow V_m^\lambda$  在上述 Remark 中提到的基下有矩阵表示

$$\begin{bmatrix} \lambda & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \lambda & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & \lambda \end{bmatrix}$$



**Proof** 注意到

$$D \left( \frac{x^k}{k!} e^{\lambda x} \right) = \frac{x^{k-1}}{(k-1)!} e^{\lambda x} + \lambda \frac{x^k}{k!} e^{\lambda x}, \quad k = 1, \cdots, n-1$$

以及

$$D e^{\lambda x} = \lambda e^{\lambda x}$$

即可.



**命题 1.13**

若  $\lambda \neq 0$ , 则  $D: V_m^\lambda \rightarrow V_m^\lambda$  是线性的双射. 而当  $\lambda = 0$  时,  $DV_m^0 = V_{m-1}^0$



**Proof** 第一个结论只需注意到当  $\lambda \neq 0$  时,  $D$  是可逆矩阵. 对于第二个结论, 注意到当  $\lambda = 0$  时,  $D$  将通常基的前一个映到相邻的后一个, 最后一个映为 0.

**命题 1.14**

设  $P(X)$  是多项式, 使得  $P(\lambda) \neq 0$ . 则  $P(D): V_m^\lambda \rightarrow V_m^\lambda$  是线性双射.



**Proof** 考虑  $P(D)$  的矩阵表示, 由于  $D$  只有特征值  $\lambda$ , 故  $P(D)$  的特征值只有  $P(\lambda)$ . 又  $P(\lambda) \neq 0$ , 我们有  $P(D)$  的矩阵表示是可逆的, 进而  $P(D)$  是双射.

**命题 1.15 (转移律)**

设  $f$  是  $C^\infty$  函数,  $P(X)$  是多项式, 则

$$P(D)(e^{\lambda x} f(x)) = e^{\lambda x} P(D + \lambda) f(x)$$



**Proof** 当  $P(X) = 1$  时显然, 当  $P(X) = X$  时由 Leibniz 律立即得到. 若对于  $k$

$$D^k(e^{\lambda x} f(x)) = e^{\lambda x} (D + \lambda)^k f(x)$$

则

$$\begin{aligned} D^{k+1}(e^{\lambda x} f(x)) &= D(e^{\lambda x} (D + \lambda)^k f(x)) \\ &= \lambda e^{\lambda x} (D + \lambda)^k f(x) + e^{\lambda x} D(D + \lambda)^k f(x) \\ &= e^{\lambda x} (D + \lambda)^{k+1} f(x) \end{aligned}$$

于是归纳地得到  $P(X) = X^k$  的情况, 再通过取线性组合, 得到一般多项式的情况.

**命题 1.16**

设  $\lambda$  是  $P(X) = 0$  的根, 重数为  $r$ , 则

$$P(D)V_m^\lambda = V_{m-r}^\lambda$$



**Proof** 设  $P(X) = Q(X)(X - \lambda)^r$ , 其中  $Q(x)$  是多项式, 使得  $Q(\lambda) \neq 0$ . 令  $e^{\lambda x} f(x)$  是  $V_m^\lambda$  中的元素, 即  $f(x)$  是次数小于  $m$  的多项式. 则

$$P(D)(e^{\lambda x} f(x)) = Q(D)(D - \lambda)^r(e^{\lambda x} f(x)) = Q(D)(e^{\lambda x} D^r f(x))$$

注意到  $D^r V_m^0 = V_{m-r}^0$  以及  $Q(D)V_{m-1}^\lambda = V_{m-r}^\lambda$ ,  $e^{\lambda x} V_{m-r}^0 = V_{m-r}^\lambda$  故让  $f(x)$  取遍  $V_m^0$ , 得到

$$P(D)V_m^r = Q(D)(e^{\lambda x} V_{m-r}^0) = Q(D)V_{m-1}^\lambda = V_{m-r}^\lambda$$



## 命题 1.17

设  $\lambda$  是  $P(X) = 0$  的根, 重数为  $r$ , 若  $g \in V_m^\lambda$ , 则方程  $P(D)y = g(x)$  在  $V_{m+r}^\lambda$  中有解, 但不是唯一.



## Remark

- 解在忽略形如  $ax^j e^{\lambda x}$ ,  $j < r$  的项, 即商去  $V_r^\lambda$  的意义下唯一. 这是因为两个特解的差是齐次方程的解, 且是指数为  $\lambda$  的纯指数多项式, 故只能在  $V_r^\lambda$  中.

**Proof** 有上面的命题,

$$P(D)V_{m+r}^\lambda = V_m^\lambda \ni g(x)$$

故存在  $f(x) \in V_{m+r}^\lambda$ , 使得  $P(D)f(x) = g(x)$ .

不唯一是因为  $V_r^\lambda$  是齐次方程解空间的一个子空间, 其上的任意元素加上方程的一个特解, 都能得到方程的一个新的解.  $\square$

## 命题 1.18

若  $g(x)$  是指数多项式, 则常系数方程

$$p_n y^{(n)} + p_{n-1} y^{(n-1)} + \cdots + p_1 y' + p_0 y = g(x)$$

的所有解都是指数多项式.



## 1.3.1 计算特解

将介绍两种纯代数的方法, 来找出方程

$$P(D)y := p_n y^{(n)} + p_{n-1} y^{(n-1)} + \cdots + p_1 y' + p_0 y = g(x)$$

的特解, 其中  $g(x)$  是一个指数多项式.

首先处理  $g$  是纯指数多项式的情况, 例如  $g \in V_m^\lambda$ . 我们视微分方程为向量空间  $V_m^\lambda$  上的线性问题, 并用一组基来求解, 最常用的一组基是

$$e^{\lambda x}, \quad x e^{\lambda x}, \quad \dots, \quad x^{m-1} e^{\lambda x}$$

下面给出求解的第一种方法

设  $g \in V_m^\lambda$ , 问题分为两种情况:

- 若  $\lambda$  不是  $P(X)$  的根. 则由命题 1.14  $V_m^\lambda$  中存在唯一的解. 此时可以待定系数

$$y(x) = (a_{m-1} x^{m-1} + a_{m-2} x^{m-2} + \cdots + a_0) e^{\lambda x}$$

之后通过解一个线性方程来确定.

- 若  $\lambda$  是  $P(X)$  重数为  $r$  的根. 存在  $V_{m+r}^\lambda$  中的一个特解, 在丢掉所有次数小于  $r$  的项后唯一. 因此可以待定系数

$$y(x) = x^r (a_{m-1} x^{m-1} + a_{m-2} x^{m-2} + \cdots + a_0) e^{\lambda x}$$

之后通过解一个线性方程求解.

第二种方法往往更为快速, 不需要解线性方程, 但是需要一些篇幅来解释. 这种方法基于  $(D)$  作为  $V_m^\lambda$  上线性算子的矩阵的特殊性质.

设  $\lambda$  是  $P(X)$  的  $r$  重根,  $f(x)$  是一个次数小于  $m$  的多项式. 则方程  $P(D)y = e^{\lambda x} f(x)$  已知有形如  $e^{\lambda x} g(x)$  的特解, 其中  $g$  是此时小于  $m+r$  的多项式. 通过允许  $r=0$  来囊括  $\lambda$  不是根的情况. 由转移律

$$P(D) e^{\lambda x} g(x) = e^{\lambda x} P(D + \lambda) g(x)$$

因此我们需要找到满足

$$P(D + \lambda) g(x) = f(x)$$

的次数小于  $m+r$  的多项式  $g(x)$ . 记

$$P(X) = Q(X)(X - \lambda)^r$$

其中  $Q$  是多项式, 使得  $Q(\lambda) \neq 0$ . 因此  $g(x)$  满足

$$Q(D + \lambda) D^r g(x) = f(x)$$

现在令  $R(X) = Q(X + \lambda)$ . 因为  $R(0) \neq 0$ , 于是存在唯一的次数小于  $m$  的多项式  $h(x)$ , 使得  $R(D)h(x) = f(x)$ . 可以通过对  $h(x)$  积分  $r$  次得到  $g(x)$ . 接下来的问题是: 如何找到  $h(x)$ ? 换言之, 我们需要给出算子  $R(D): V_m^0 \rightarrow V_m^0$  的逆.

#### 命题 1.19

设  $R(X)$  是多项式, 使得  $R(0) \neq 0$ . 将  $\frac{1}{R(X)}$  展开为幂级数

$$\frac{1}{R(X)} = \sum_{k=0}^{\infty} a_k X^k$$

则  $R(D)$  的逆就是算子  $\sum_{k=0}^{m-1} a_k D^k$



**Remark** 通常, 利用级数  $(1+X)^{-1} = 1 - X + X^2 - X^3 + \dots$  就足够了.

**Proof** 我们有

$$\frac{1}{R(x)} = \sum_{k=0}^{\infty} a_k X^k = \sum_{k=0}^{m-1} a_k X^k + \left( \sum_{k=0}^{\infty} a_{k+m} X^k \right) X^m$$

其中级数在某个圆盘  $|X| < \rho$  上收敛. 得到

$$1 = R(X) \sum_{k=0}^{m-1} a_k X^k + X^m S(X)$$

其中

$$S(X) = \sum_{k=0}^{\infty} a_{k+m} X^k$$

由于  $R(X)$  是多项式, 上面一串关系表明  $S(X)$  也是一个多项式. 于是  $S(D)$  可以看成是一个

线性算子. 将  $X$  带入  $D$ , 得到

$$I = R(D) \left( \sum_{k=0}^{m-1} a_k D^k \right) + D^m S(D) = R(D) \left( \sum_{k=0}^{m-1} a_k D^k \right)$$

最后一个等号是因为  $D^m = 0$  在  $V_m^0$  上成立.

□

**结论** 对于寻找等式右侧为指数多项式的特解, 归为先求纯多项式  $e^{\lambda x} f(x)$  的特解, 再相加, 其中求纯指数多项式分为以下几个步骤:

- 将  $P(X)$  写成  $P(X) = Q(X)(X - \lambda)^r$ , 令  $R(X) = Q(X + \lambda)$ .
- 设等式右侧是小于  $m$  次的指数多项式, 将  $\frac{1}{R(X)}$  按幂级数展开到  $m - 1$  次, 代入得到  $R(D)$  的逆  $\sum_{k=0}^{m-1} a_k D^k$ .
- 令  $h(x) = (R(D))^{-1} f(x)$ , 并对  $h$  积分  $r$  次, 得到  $g(x)$ .
- $e^{\lambda x} g(x)$  是一个特解.

**Example 1.3** 找到

$$y'' - y' - y = x^3 e^{-x}$$

的一个特解.

**Solution** 设  $D$  是微分算子, 则  $D$  可视为多项式空间和指数多项式空间上的线性算子. 若方程有形如  $e^{-x} g(x)$  的解, 其中  $g$  为多项式, 则

$$\begin{aligned} (D^2 - D - E) e^{-x} g(x) &= x^3 e^{-x} \\ \implies e^{-x} ((D - E)^2 - (D - E) - E) g(x) &= x^3 e^{-x} \\ \implies (D^2 - 3D + E) g(x) &= x^3 \\ \implies g(x) &= (D^2 - 3D + E)^{-1} x^3 \end{aligned}$$

其中

$$\begin{aligned} (D^2 - 3D + E)^{-1} &= \sum_{k=0}^{\infty} (-1)^k (D^2 - 3D)^k \\ &= E - (D^2 - 3D) + (D^2 - 3D)^2 - (D^2 - 3D)^3, \quad (D^k = 0, \quad k \geq 4) \\ &= 21D^3 + 8D^2 + 3D + E \end{aligned}$$

因此

$$g(x) = x^3 + 9x^2 + 48x + 126$$

于是

$$y = e^{-x} (x^3 + 9x^2 + 48x + 126)$$

是一个特解.



## 1.3.2 处理正弦和余弦

由于  $\sin \omega x = \frac{1}{2i}e^{i\omega x} - \frac{1}{2i}e^{-i\omega x}$ , 且  $\cos \omega x = \frac{1}{2}e^{i\omega x} + \frac{1}{2}e^{-i\omega x}$ , 故方程

$$P(D)y = A \cos \omega x + B \sin \omega x$$

可以用指数多项式的方法去做. 不过对这样的方程, 我们有更特殊的技巧去处理.

我们设:

- $P(X)$  是实系数的;

- $i\omega$  不是  $P(X)$  的根, 且  $\omega \neq 0$

考虑由  $e^{i\omega x}$  和  $e^{-i\omega x}$  在  $\mathbb{C}$  上张成的二维向量空间  $T_\omega$ , 它的另一组基是  $\cos \omega x, \sin \omega x$ .

此时  $D$  映  $T_\omega$  到它自身. 事实上  $D$  可以视作  $T_\omega$  上满足以下关系的线性算子

$$D^2 = -\omega^2 E$$

现在设  $g \in T_\omega$ , 考虑问题

$$P(D)y = g$$

视为 2 维空间  $T_\omega$  上的线性问题. 可以将  $P(D)$  中所有的  $D^2$  替换为  $-\omega^2$ , 由此得到形如以下的问题

$$(aD + b)y = g$$

**Remark** 由于  $i\omega$  不是  $P(X)$  的根, 故  $P(D)$  视作  $T_\omega$  上的线性算子不为零, 因此  $a, b$  不全为零.

**Example 1.4** 化简求以下方程的特解

$$y^{(10)} - y^{(7)} + y^{(4)} - y = \cos 2x$$

为一个 2 维的  $\mathbb{C}$ - 线性问题

**Solution** 在  $T_2$  上寻找  $y$ , 令  $D: T_2 \rightarrow T_2$  是微分算子, 则

$$y^{(10)} - y^{(7)} + y^{(4)} - y = \cos 2x, \quad y \in T_2$$

$$\iff (D^{10} - D^7 + D^4 - E)y = \cos 2x, \quad y \in T_2$$

$$\iff (64D - 1009E)y = \cos 2x, \quad y \in T_2$$

$$\iff 64y' - 1009y = \cos 2x, \quad y \in T_2$$

当然可以通过解一阶线性方程得到特解, 不过这里还可以利用以下命题计算

## 命题 1.20

设  $a, b$  是不全为零的实数, 令  $\omega \neq 0$ . 则算子

$$aD + b: T_\omega \rightarrow T_\omega$$

可逆. 它的逆是算子

$$-\frac{a}{a^2\omega^2 + b^2}D + \frac{b}{\omega^2 a^2 + b^2}$$



Example 1.5 继续上面的 Example 1.4, 设  $a = 64, b = -1009, \omega = 2$  则一个特解是

$$\begin{aligned} y &= -\frac{a}{a^2\omega^2 + b^2} D \cos 2x + \frac{b}{a^2\omega^2 + b^2} \cos 2x \\ &= \frac{1}{(128)^2 + (1009)^2} (128 \sin x - 1009 \cos 2x) \end{aligned}$$

另一种方法是当  $P(X)$  为是系数时, 我们将方程

$$P(D)y = A \cos \omega x$$

改为解

$$P(D)y = A^{i\omega}$$

再取实部即可. 另一边类似.

## 第 1 章 练习

1.

## 第 2 章 线性微分方程组

### 2.1 一般理论

#### 定义 2.1

考虑标准形式的  $n$  阶线性方程组

$$\frac{dy^i}{dx} = \sum_{j=1}^n a_{ij}(x) y^j + f_i(x), \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2.1)$$

其中系数函数  $a_{ij}(x)$  和  $f_i(x)$  在区间  $a < x < b$  上连续.

可以写作矩阵形式

$$\frac{dy}{dx} = A(x)y \quad (2.2)$$

当  $f(x) \equiv 0$  时, 方程

$$\frac{dy}{dx} = A(x)y \quad (2.3)$$

被称为是齐次线性方程组



#### 定理 2.1 (存在唯一性)

线性微分方程组 (2.1) 满足初值条件

$$y(x_0) = y_0 \quad (2.4)$$

的解  $y = y(x)$  在区间  $a < x < b$  上是存在且唯一的, 其中初值  $x_0 \in (a, b)$  和  $y_0 \in \mathbb{R}^n$  是任意给定的.



#### 2.1.1 齐次线性微分方程组

##### 引理 2.1

设  $y = y_1(x)$  和  $y = y_2(x)$  是齐次微分方程组 (2.1) 的解, 则它们的线性组合

$$y = C_1 y_1(x) + C_2 y_2(x) \quad (2.5)$$

也是方程 (2.1) 的解.



**Remark** 齐次方程组 (2.1) 的解空间是线性空间.

##### 引理 2.2

齐次线性微分方程组 (2.1) 的解空间  $S$  是  $n$ -维的 ( $n$  是微分方程的阶数).



**Remark** 解与  $\mathbb{R}^n$  上的点 (初值) 一一对应.

**Proof** 任取  $x_0 \in (a, b)$ , 那么对于每个  $y_0 \in \mathbb{R}^n$ , 齐次方程(2.1)的初值问题  $y(x_0) = y_0$  存在唯一的解  $y(x)$ . 由此得到映射

$$H: \mathbb{R}^n \rightarrow S$$

$$y_0 \mapsto \text{齐次方程的解 } y(x), \text{ 使得 } y(x_0) = y_0$$

显然对于固定的  $x_0$ , 不同的初值问题的解不相同, 故  $H$  是单射. 又对于任意的齐次方程组(2.1)的解  $y(x)$ ,  $y(x_0) \in \mathbb{R}^n$ , 从而由单射  $H(y(x_0)) = y(x)$ , 因此  $H$  也是满的. 因此  $H$  是  $\mathbb{R}^n$  到  $S$  的线性同构,  $\dim S = n$ .

### 定理 2.2

齐次线性微分方程(2.1)在区间  $a < x < b$  上有  $n$  个线性无关的解

$$\varphi_1(x), \dots, \varphi_n(x) \quad (2.6)$$

且它的通解为

$$y = C_1 \varphi_1(x) + \dots + C_n \varphi_n(x) \quad (2.7) \quad \heartsuit$$

**Proof** 由线性空间的性质.

### 命题 2.1

设  $y_1(x), \dots, y_n(x)$  是齐次线性方程的  $n$  个解, 则对于任意的  $x_0 \in (a, b)$ ,  $\{y_k(x)\}_{k=1}^n$  在  $S$  中线性无关, 当且仅当  $\{y_k(x_0)\}_{k=1}^n$  在  $\mathbb{R}^n$  中线性无关. ♠

**Proof** 由  $\mathbb{R}^n \simeq S$  立即得到. □

### 定义 2.2 (Wronsky)

设  $y_1(x), \dots, y_n(x)$  是齐次微分方程的  $n$  个解, 设它们的分量形式

$$y_1(x) = (y_1^k(x))^T, \dots, y_n(x) = (y_n^k(x))^T$$

定义它们的 Wronsky 行列式为

$$W(x) = W(x) = \begin{vmatrix} y_1^1(x) & y_2^1(x) & \cdots & y_n^1(x) \\ y_1^2(x) & y_2^2(x) & \cdots & y_n^2(x) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ y_1^n(x) & y_2^n(x) & \cdots & y_n^n(x) \end{vmatrix} \quad \clubsuit$$

### 引理 2.3 (刘维尔公式)

$$W(x) = W(x_0) e^{\int_{x_0}^x \text{tr}[A(x)] dx}, \quad a < x < b \quad \heartsuit$$

**Remark** 由此见对每个  $x_0 \in (a, b)$ ,  $W(x) = 0, \forall x \in (a, b) \iff W(x_0) = 0$ , 因此  $W(x)$  恒为零或恒不为零.

Proof

$$\frac{d}{dx}W(x) = \sum_{i=1}^n \det \begin{pmatrix} y_1^1(x) & \cdots & y_n^1(x) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ y_1^i(x) & \cdots & y_n^i(x) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ y_1^n(x) & \cdots & y_n^n(x) \end{pmatrix}$$

又

$$y_k^i(x) = \sum_{j=1}^n a_{ij}(x) y_k^j(x), \quad k = 1, 2, \dots, n$$

故

$$\begin{aligned} \frac{d}{dx}W(x) &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij}(x) \det \begin{pmatrix} y_1^1(x) & \cdots & y_n^1(x) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ y_1^j(x) & \cdots & y_n^j(x) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ y_1^n(x) & \cdots & y_n^n(x) \end{pmatrix}, \quad y_k^j(x) \text{ 位于第 } i \text{ 行} \\ &= \sum_{i=1}^n a_{ii}W(x) \\ &= \operatorname{tr}[A(x)]W(x) \end{aligned}$$

解一阶线性微分方程, 得

$$W(x) = W(x_0) e^{\int_{x_0}^x \operatorname{tr}[A(x)] dx}$$

□

**定理 2.3**

设  $y_1(x), \dots, y_n(x)$  是  $n$  阶齐次线性微分方程的一组解,  $W(x)$  是它们的 Wronsky 行列式则以下几条等价:

1.  $(y_k(x))_{k=1}^n \in S^n$  线性无关;
2.  $\forall x \in (a, b), W(x) \neq 0$ ;
3.  $\exists x_0 \in (a, b), W(x_0) \neq 0$ .

♡

**Proof** 由命题 2.1, 第一条和第三条等价. 由引理 2.3, 第二条和第三条等价.

□

**定义 2.3**

设  $n$  阶齐次线性微分方程的一个解组为  $\{y_j : j = 1, 2, \dots, n\}$ , 则令

$$Y(x) := (y_j^i(x))_{n \times n}$$

是一个矩阵, 定义  $\frac{dY(x)}{dx}$  为分量各自求导. 则

$$\frac{dY(x)}{dx} = A(x) Y(x)$$



### Remark

- 若结论成立, 则  $\dot{y}_i = Ay_i, i = 1, 2, \dots, n$ , 因此解矩阵与解组一一对应.
- 当解组  $\{y_j : j = 1, 2, \dots, n\}$  是一个基本解组时, 称相应的  $Y(x)$  为一个基解矩阵.
- 若  $\Phi(x)$  是  $n$  阶齐次线性方程的一个基解矩阵, 则通解为  $y = \Phi(x)c$ , 其中  $c$  为任意  $n$  维常值列向量.

**Proof**  $Y$  写作  $Y = (y_1, \dots, y_n)$ ,  $\frac{dY(x)}{dx}$  写作  $(\dot{y}_1, \dots, \dot{y}_n)$ , 则

$$\begin{aligned}\dot{Y} &= (\dot{y}_1, \dots, \dot{y}_n) \\ &= (Ay_1, \dots, Ay_n) \\ &= AY\end{aligned}$$

□

### 命题 2.2

设  $\Phi(x)$  是齐次线性方程组的一个基解矩阵, 则对于任意非奇异的常数矩阵  $C$ , 矩阵

$$\Psi(x) := \Phi(x)C$$

也是一个基解矩阵.



**Proof** 由分量求导的线性,

$$\frac{d\Psi}{dx} = \frac{d\Phi}{dx}C = A\Phi C = A\Psi$$

因此  $\Psi$  是一个解矩阵. 此外  $W_\Psi(x) = W_\Phi(x) \det C \neq 0$ , 因此  $\Psi$  是一个基解矩阵.

□

### 命题 2.3

设  $\Phi(x)$  和  $\Psi(x)$  均为齐次线性方程的基解矩阵, 则存在非奇异的  $n$  阶常值矩阵  $C$ , 使得  $\Psi = \Phi C$



**Proof** 取定  $x_0 \in (a, b)$ , 令  $C := \Phi(x_0)^{-1} \Psi(x_0)$ , 则由上面的命题,  $\Phi(x)C$  也是一个基解矩阵, 又  $\Psi(x_0) = \Phi(x_0)C$ , 故  $\Psi$  和  $\Phi C$  是同一初值问题的解, 由齐次线性方程初值问题解的唯一性,  $\Psi = \Phi C$ .

□



## 2.1.2 非齐次线性微分方程组

## 约定

□ “方程”均指线性方程.

## 引理 2.4 (特解与通解)

设  $\Phi(x)$  是非齐次方程所对应的齐次方程的一个基解矩阵,  $\varphi^*(x)$  是非齐次方程的一个特解, 则非齐次方程的任意解  $\varphi(x)$  可以表示为

$$\varphi(x) = \Phi(x) \mathbf{c} + \varphi^*(x)$$

其中  $\mathbf{c}$  是由  $\varphi(x)$  决定的常数列向量.



**Proof** 易见  $\varphi(x) - \varphi^*(x)$  是齐次方程的一个解, 由 Remark 2.1.1, 存在常数列向量  $\mathbf{c}$ , 使得

$$\varphi(x) - \varphi^*(x) = \Phi(x) \mathbf{c}$$



## 引理 2.5 (一个特解)

设  $\Phi(x)$  是齐次方程的一个基解矩阵, 则非齐次方程

$$\frac{d\mathbf{Y}(x)}{dx} = \mathbf{A}(x) \mathbf{Y}(x) + \mathbf{f}(x)$$

的一个特解是

$$\varphi^*(x) = \Phi(x) \int_{x_0}^x \Phi^{-1}(s) \mathbf{f}(s) ds$$

其中  $x_0$  可以从  $(a, b)$  中任取.



**Idea** 常数变易法

**Proof** 假设特解有形式

$$\varphi^*(x) = \Phi(x) \mathbf{c}(x)$$

带入非齐次方程, 得到

$$\Phi'(x) \mathbf{c}(x) + \Phi(x) \mathbf{c}'(x) = \mathbf{A}(x) \Phi(x) \mathbf{c}(x) + \mathbf{f}(x)$$

又  $\Phi'(x) = \mathbf{A}(x) \Phi(x)$ , 于是

$$\Phi(x) \mathbf{c}'(x) = \mathbf{f}(x)$$

注意到  $\Phi(x)$  是基解矩阵蕴含 Wronsky 行列式  $\det[\Phi(x)] \neq 0$ , 进而  $\Phi(x)$  在每一点处的取值可逆, 于是可以定义  $\Phi^{-1}(x)$ , 让其左作用在等式两侧, 得到

$$\mathbf{c}'(x) = \Phi^{-1} \mathbf{f}(x)$$

积分得到

$$\mathbf{c}(x) = \int_{x_0}^x \Phi^{-1}(s) \mathbf{f}(s) ds, \quad x_0 \in (a, b)$$

代回原方程知,

$$\varphi^*(x) = \Phi(x) \int_{x_0}^x \Phi^{-1}(s) \mathbf{f}(s) \, ds$$

是非齐次方程的一个特解.

#### 定理 2.4 (通解)

设  $\Phi(x)$  是齐次方程的一个基解矩阵, 则非齐次方程在  $a < x < b$  上的通解可以表示为

$$\mathbf{y} = \Phi(x) \left( \mathbf{c} + \int_{x_0}^x \Phi^{-1}(s) \mathbf{f}(s) \, ds \right)$$

其中  $\mathbf{c}$  为任意  $n$  维常数列向量.

此外, 非齐次方程满足初值条件  $\mathbf{y}(x_0) = \mathbf{y}_0$  的解为

$$\mathbf{y} = \Phi(x) \Phi^{-1}(x_0) \mathbf{y}_0 + \Phi(x) \int_{x_0}^x \Phi^{-1}(s) \mathbf{f}(s) \, ds$$



**Proof** 由引理2.5和引理2.4可得第一个结论. 对于第二个结论, 取  $\mathbf{c} = \Phi^{-1}(x_0) \mathbf{y}_0$  即可.

**Example 2.1** 求齐次方程的通解:

$$\frac{d\mathbf{y}}{dt} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} \mathbf{y}$$

**Proof** 解  $\frac{dy^2}{dt} = y^2$ , 得到

$$y^2 = c_1 e^t$$

由  $\frac{dy^1}{dt} = y^3$ ,  $\frac{dy^3}{dt} = y^1$ , 得到

$$\frac{d^2 y^1}{dt^2} = y^1, \quad \frac{d^2 y^3}{dt^2} = y^3$$

从而

$$y^1 = c_2 e^t + c_3 e^{-t}, \quad y^3 = c_2 e^t - c_3 e^{-t}$$

于是

$$\begin{pmatrix} y^1 \\ y^2 \\ y^3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} e^t & 0 & e^{-t} \\ 0 & e^t & 0 \\ e^t & 0 & -e^{-t} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} c_2 \\ c_1 \\ c_3 \end{pmatrix}$$

## 2.2 常系数线性微分方程组

### 2.2.1 矩阵指数函数

#### 定义 2.4 (矩阵的模)

设  $\mathcal{M}$  表示全体  $n$  阶 (复) 矩阵的集合, 则  $\mathcal{M}$  构成一个复线性空间. 对于每个  $A = (a_{ij})_{n \times n} \in \mathcal{M}$ , 定义它的模为

$$\|A\| := \sum_{i,j=1}^n |a_{ij}|$$



#### Remark

1.  $\|\cdot\|$  是一个范数.
2.  $(\mathcal{M}, \|\cdot\|)$  是完备的赋范线性空间.

#### 引理 2.6

任取  $A, B \in \mathcal{M}, AB \in \mathcal{M}$ , 且

$$\|AB\| \leq \|A\| \|B\|$$



#### Remark

- 由此立即有

$$\|A^k\| \leq \|A\|^k, \quad k \geq 1$$

**Proof** 设  $A = (a_{ij})_{1 \leq i,j \leq n}$ ,  $B = (b_{ij})_{1 \leq i,j \leq n}$ , 则  $AB = (\sum_k a_{ik} b_{kj})_{1 \leq i,j \leq n}$ , 于是

$$\begin{aligned} \|AB\| &= \sum_{i,j} \left| \sum_k a_{ik} b_{kj} \right| \\ &\leq \sum_{i,j} \sum_k |a_{ik}| |b_{kj}| \end{aligned}$$

另一方面

$$\begin{aligned} \|A\| \|B\| &= \left( \sum_{i,j} |a_{ij}| \right) \left( \sum_{i,j} |b_{ij}| \right) = \sum_{i,k} \sum_{l,j} |a_{ik}| |b_{lj}| \\ &\geq \sum_{i,k} \sum_j |a_{ik}| |b_{kj}| = \sum_{i,j} \sum_k |a_{ik}| |b_{kj}| \geq \|AB\| \end{aligned}$$

#### 定义 2.5

对于每个  $A \in \mathcal{M}$ , 定义

$$e^A := \sum_{k=0}^{\infty} \frac{A^k}{k!}$$



#### Remark

- 由上面引理的 Remark, 易见  $\sum_{k=0}^{\infty} \frac{\|A\|^k}{k!}$  绝对收敛, 故  $\left(\sum_{k=0}^n \frac{A^k}{k!}\right)_{n \in \mathbb{N}}$  是 Cauchy 列, 又由  $\mathcal{M}$  的完备性,  $e^A$  收敛于  $\mathcal{M}$ .

#### 命题 2.4 (矩阵指数的运算性质)

任取  $A, B \in \mathcal{M}$

- 若  $AB = BA$ , 则

$$e^{A+B} = e^A e^B$$

- $e^A$  总可逆, 且

$$(e^A)^{-1} = e^{-A}$$

- 若  $P$  是非奇异的  $n$  阶矩阵, 则

$$e^{PAP^{-1}} = P e^A P^{-1}$$



#### Proof

- 由

$$\frac{(A+B)^n}{n!} = \sum_{k=0}^n \frac{A^k B^{n-k}}{k!(n-k)!}$$

可得

$$\left(\sum_{k=0}^{\lfloor \frac{n}{2} \rfloor} \frac{A^k}{k!}\right) \left(\sum_{k=0}^{\lfloor \frac{n}{2} \rfloor} \frac{B^k}{k!}\right) \leq \sum_{n=0}^m \frac{(A+B)^n}{n!} = \sum_{n=0}^m \sum_{i+j=n} \frac{A^i B^j}{i!j!} \leq \left(\sum_{k=0}^m \frac{A^k}{k!}\right) \left(\sum_{k=0}^m \frac{B^k}{k!}\right)$$

令  $n \rightarrow \infty$  即可.

- 注意到  $A(-A) = (-A)A$ , 由 1, 立即得到.

- 由定义

$$e^{PAP^{-1}} = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(PAP^{-1})^k}{k!} = \sum_{k=0}^{\infty} P \frac{A^k}{k!} P^{-1} = P \left(\sum_{k=0}^{\infty} \frac{A^k}{k!}\right) P^{-1} = P e^A P^{-1}$$

#### 推论 2.1

非齐次方程

$$\frac{dy}{dx} = Ay(x) + f(x) \quad (2.8)$$

在区间  $(a, b)$  上的一个通解为

$$y = e^{xA}c + \int_{x_0}^x e^{(x-s)A}f(s) ds \quad (2.9)$$

其中  $c$  为任意常列向量. 此外, 非齐次方程满足初值条件  $y(x_0) = y_0$  的解为

$$y = e^{(x-x_0)A}y_0 + \int_{x_0}^x e^{(x-s)A}f(s) ds \quad (2.10)$$



## 2.2.2 基解矩阵与 Jordan 标准型

## 引理 2.7

设  $A$  是  $n$  阶矩阵,  $J = \text{diag}(J_1, \dots, J_m)$  是  $A$  的 Jordan 标准型,  $P$  是可逆矩阵, 使得  $A = PJP^{-1}$  则

$$e^{xA} = P \text{diag}(e^{xJ_1}, \dots, e^{xJ_m}) P^{-1}$$



## Remark

- 若  $e^{xA}$  齐次方程的一个基解矩阵, 则  $e^{xA}P$  亦然.

**Proof** 只需注意到  $\frac{d}{dx}[e^{xA}P] = Ae^{xA}P$



## Proof

$$\begin{aligned} e^{xA} &= \sum_{k=0}^{\infty} \frac{x^k}{k!} A^k \\ &= \sum_{k=0}^{\infty} \frac{x^k}{k!} P J^k P^{-1} \\ &= P \left( \sum_{k=0}^{\infty} \frac{x^k}{k!} J^k \right) P^{-1} \\ &= P \left( \sum_{k=0}^{\infty} \frac{x^k}{k!} \text{diag}(J_1^k, \dots, J_m^k) \right) P^{-1} \\ &= P \text{diag} \left( \sum_{k=0}^{\infty} \frac{x^k}{k!} J_1^k, \dots, \sum_{k=0}^{\infty} \frac{x^k}{k!} J_m^k \right) P^{-1} \\ &= P \text{diag}(e^{xJ_1}, \dots, e^{xJ_m}) P^{-1} \end{aligned}$$



## 命题 2.5

设  $A$  有特征值  $\lambda_1, \dots, \lambda_s$ , 重数分别为  $n_1, \dots, n_s$ ,  $A$  的 Jordan 标准型为

$$J = \text{diag}(J_1, \dots, J_s)$$

其中

$$J_i = \text{diag}(J_{i,1}, \dots, J_{i,l_j}), \quad i = 1, \dots, s$$

$J_{i,k} := \lambda_i E_{p_{i,k}} + Z_{p_{i,k}}$  表示  $\lambda_i$  的第  $k$  个 Jordan 块 ( $p_{i,k}$  是阶数),  $k = 1, \dots, l_j$ . 设  $P = (p_1, \dots, p_n)$  是过渡矩阵, 使得  $P^{-1}AP = J$ , 则一个基解矩阵是

$$\begin{aligned} e^{xA}P &= P e^{xJ} = P \text{diag} \left( e^{x(\lambda_i E_{p_{i,k}} + Z_{p_{i,k}})} \right) = P \text{diag} \left( e^{\lambda_i x} e^{xZ_{p_{i,k}}} \right) \\ &= \text{diag} \left( e^{\lambda_i x} \left( r_0 + x r_1 + \frac{1}{2!} x^2 r_2 + \dots + \frac{1}{(p-1)!} x^{p-1} r_{p-1} \right) \right) \end{aligned}$$

最后的形式中括号里的是 Jordan 块对应分块的某一行,  $r_i$  取对应到的  $p_j$  的倒序.



**Remark** 作为动机了解即可.

**Proof**

$$e^{xZ_p} = \sum_{k=1}^{p-1} \frac{x^k}{k!} Z^k = \begin{pmatrix} 1 & & & \\ x & 1 & & \\ \frac{1}{2!}x^2 & x & 1 & \\ \dots & \dots & & \\ \frac{1}{(p-1)!}x^{p-1} & \dots & x & 1 \end{pmatrix}$$

因此

$$(\mathbf{p}_1, \dots, \mathbf{p}_p) e^{xZ_p} = \left( \sum_{k=1}^p \frac{1}{k!} x^k \mathbf{p}_k, \dots, \sum_{k=p}^p \frac{1}{k!} x^k \mathbf{p}_k \right)$$

□

### 2.2.3 通过待定特征向量寻求基解矩阵

#### 引理 2.8

微分方程  $\frac{dy}{dx} = Ay$  有非零解  $y = e^{\lambda x} \mathbf{r}$ , 当且仅当  $\lambda$  是矩阵  $A$  的特征值, 且  $\mathbf{r}$  是属于  $\lambda$  的特征向量.

♡

**Proof**  $y = e^{\lambda x} \mathbf{r}$  是该齐次方程的解, 当且仅当

$$\lambda e^{\lambda x} \mathbf{r} = A e^{\lambda x} \mathbf{r}$$

由于  $y$  是非零解, 故  $e^{\lambda x} \neq 0$  且  $\mathbf{r} \neq 0$ , 上述等式等价于

$$\lambda \mathbf{r} = A \mathbf{r}$$

即  $\lambda$  为特征值且  $\mathbf{r}$  为属于  $\lambda$  的特征向量.

□

#### 定理 2.5 (特征向量给出的基解矩阵)

设  $A$  有  $n$  个互不相同的特征值  $\lambda_1, \dots, \lambda_n$ , 和对应的特征向量  $\mathbf{r}_1, \dots, \mathbf{r}_n$ , 则

$$\Phi(x) = (e^{\lambda_1 x} \mathbf{r}_1, \dots, e^{\lambda_n x} \mathbf{r}_n)$$

是  $\frac{dy}{dx} = Ay$  的一个基解矩阵.

♡

**Proof** 由引理2.8,  $\Phi(x)$  是该齐次方程的一个解矩阵, 又  $\det[\Phi(0)] = \det(\mathbf{r}_1, \dots, \mathbf{r}_n) \neq 0$ , 故由定理??,  $\Phi(x)$  是基解矩阵.

□

#### 引理 2.9

设  $\lambda_i$  是矩阵  $A$  的  $n_i$  重特征值, 则齐次方程有形如

$$e^{\lambda_i x} \left( \mathbf{r}_0 + x \mathbf{r}_1 + \frac{1}{2!} x^2 \mathbf{r}_2 + \dots + \frac{1}{(n_i - 1)!} x^{n_i - 1} \mathbf{r}_{n_i - 1} \right) \quad (2.11)$$



的非零解, 当且仅当它是

$$(A - \lambda_i E)^{n_i} \mathbf{r} = 0$$

的一个非零解, 且

$$\mathbf{r}_1, \dots, \mathbf{r}_{n_i-1} \quad (2.12)$$

按以下方式确定

$$\mathbf{r}_k = (A - \lambda_i E) \mathbf{r}_{k-1}, \quad k = 1, \dots, n_i - 1 \quad (2.13)$$

**Remark**  $\mathbf{r}_0, \dots, \mathbf{r}_k$  中后几项可能为 0, 事实上, 只有  $\lambda_i$  的 Jordan 块只有一个时, 才会有  $r_{n_i-1} \neq 0$ , 其余情况下,  $x$  的最高次数为  $\lambda_i$  的最大 Jordan 块的阶数减一 (即它的 rank) .

**Proof** 2.11 为齐次方程  $\frac{dy}{dx} = Ay$  的解, 当且仅当

$$\begin{aligned} \frac{dy}{dx} &= \lambda_i e^{\lambda_i x} \left( \sum_{k=0}^{n_i-1} \frac{1}{k!} x^k \mathbf{r}_k \right) + e^{\lambda_i x} \left( \sum_{k=1}^{n_i-1} \frac{1}{(k-1)!} x^{k-1} \mathbf{r}_k \right) \\ &= A e^{\lambda_i x} \left( \sum_{k=0}^{n_i-1} \frac{1}{k!} x^k \mathbf{r}_k \right) \end{aligned}$$

即

$$\begin{aligned} (A - \lambda_i E) \left( \mathbf{r}_0 + x \mathbf{r}_1 + \dots + \frac{1}{(n_i-1)!} x^{n_i-1} \mathbf{r}_{n_i-1} \right) \\ = \mathbf{r}_1 + x \mathbf{r}_2 + \dots + \frac{1}{(n_i-2)!} x^{n_i-2} \mathbf{r}_{n_i-1} \end{aligned}$$

考察各项系数知, 上式成立当且仅当

$$(A - \lambda_i E) \mathbf{r}_j = \mathbf{r}_{j+1}, \quad j = 0, \dots, n_i - 2; \quad (A - \lambda_i E) \mathbf{r}_{n_i-1} = 0$$

即

$$\mathbf{r}_{j+1} = (A - \lambda_i E) \mathbf{r}_j, \quad j = 0, \dots, n_i - 2; \quad (A - \lambda_i E)^{n_i} \mathbf{r}_0 = 0$$

□

### 引理 2.10

设  $A$  的互不相同的特征值为  $\lambda_1, \dots, \lambda_s$ , 重数分别为  $n_1, \dots, n_s$ . 记  $n$  维常数列向量组成的 (复) 线性空间为  $V$ , 则

•

$$V_i := \{\mathbf{r} \in V : (A - \lambda_i E)^{n_i} \mathbf{r} = 0\}$$

是矩阵  $A$  的  $n_i$  维不变子空间.

•  $V$  有直和分解

$$V_1 \oplus V_2 \oplus \dots \oplus V_s$$

♡

## 定理 2.6

设  $A$  的互不相同的特征值为  $\lambda_1, \dots, \lambda_s$ , 重数分别为  $n_1, \dots, n_s$ , 则齐次方程有基解矩阵

$$\left( e^{\lambda_1 x} P_1^{(1)}(x), \dots, e^{\lambda_1 x} P_n^{(1)}(x); \dots; e^{\lambda_s x} P_1^{(s)}(x), \dots, e^{\lambda_s x} P_{n_s}^{(s)}(x) \right)$$

其中

$$P_j^{(i)} = \mathbf{r}_{j0}^{(i)} + x \mathbf{r}_{j1}^{(i)} + \dots + \frac{x^{n_i-1}}{(n_i-1)!} \mathbf{r}_{jn_i-1}^{(i)}, \quad i = 1, \dots, s, j = 1, \dots, n_i$$

$\mathbf{r}_{10}^{(i)}, \dots, \mathbf{r}_{n_i 0}^{(i)}$  是  $(A - \lambda_i E)^{n_i} \mathbf{r} = 0$  的  $n_i$  个线性无关解, 使得  $\mathbf{r}_{jk}^{(i)} = (A - \lambda_i E)^k \mathbf{r}_{j0}^{(i)}$



**Idea** 只需要在每个根子空间上求广义特征根系, 每一系的“母向量”  $\mathbf{r}_{j0}$  给出一个 Jordan 链, 链中的元素塞进指数函数幂级数给出方程的一个解.

**Proof** 令  $\Phi(x)$  是形如题中的矩阵. 由引理 2.9, 矩阵的每一列都是一个解. 注意到

$$\Phi(0) = \left( \mathbf{r}_{10}^{(1)}, \dots, \mathbf{r}_{n_1 0}^{(1)}; \dots; \mathbf{r}_{10}^{(s)}, \dots, \mathbf{r}_{n_s 0}^{(s)} \right)$$

选取每个根子空间  $V_i$  中的  $n_i$  个线性无关的广义特征向量, 作为  $\mathbf{r}_{j0}^{(i)}$ , 且不同根子空间中的广义特征根线性无关, 故此时的  $\Phi(0)$  的列向量两两线性无关, 我们有  $\det[\Phi(0)] \neq 0$ , 因此由定理 2.3,  $\Phi(x)$  是基解矩阵.



至此, 说明了如何找到基解矩阵, 但寻求的基解矩阵可能是复矩阵, 因此还需要进一步标准化.

## 定理 2.7 (实-标准化)

设  $\Phi(x)$  是齐次方程的基解矩阵, 则

$$\Phi(x) \Phi^{-1}(0)$$

是 (实的) 标准基解矩阵.



**Proof** 由命题 2.3, 存在常值可逆矩阵  $C$ , 使得

$$e^{Ax} = \Phi(x) C$$

带入  $x = 0$ , 得到  $C = \Phi^{-1}(0)$  而  $e^{Ax}$  是齐次方程的 (实的) 标准基解矩阵.



## 定理 2.8

设  $\Phi(x) = B(x) + iC(x)$  是如上基解矩阵.  $B(x)$  和  $C(x)$  也是解矩阵, 且

$$\text{rank}(B(x), C(x)) = \text{rank}(\Phi(x)) = n$$

, 进而存在  $B(x), C(x)$  中的  $n$  列, 构成齐次方程的一个 (实) 基解矩阵.



**Proof** 注意到

$$\frac{d}{dx} \Phi(x) = \frac{d}{dx} B(x) + i \frac{d}{dx} C(x)$$

并带入  $\Phi(x)$  满足的齐次方程即可得到  $B(x), C(x)$  均为解矩阵. 秩关系由

$$\text{rank}(B(x), C(x)) \geq \text{rank}(\Phi(x))$$

立即得到. 最后一个结论是显然的. □

**Example 2.2** 求解微分方程

$$\frac{dy}{dx} = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ -1 & -1 \end{pmatrix} y$$

**Solution**  $\det(\lambda E - A) = \begin{vmatrix} \lambda - 1 & -1 \\ 1 & \lambda - 1 \end{vmatrix} = (\lambda - 1)^2 + 1$ , 得到特征根  $\lambda_1 = 1 + i, \lambda_2 = 1 - i$ .

由

$$\begin{pmatrix} i & -1 \\ 1 & i \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} 1 & i \\ 0 & 0 \end{pmatrix}, \quad \begin{pmatrix} -i & -1 \\ 1 & -i \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} 1 & -i \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$$

得  $r_1 := (1, i)^T, r_2 := (1, -i)^T$  是一组分别对应于  $\lambda_1, \lambda_2$  特征向量. 因此得到基解矩阵

$$\begin{aligned} \Phi(x) &:= (e^{\lambda_1 x} r_1, e^{\lambda_2 x} r_2) \\ &= \begin{pmatrix} e^{(1+i)x} & e^{(1-i)x} \\ ie^{(1+i)x} & -ie^{(1-i)x} \end{pmatrix} = e^x \begin{pmatrix} e^{ix} & e^{-ix} \\ ie^{ix} & -ie^{-ix} \end{pmatrix} \end{aligned}$$

又

$$\Phi(0) = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ i & -i \end{pmatrix}, \quad \Phi^{-1}(0) = \frac{1}{2} \begin{pmatrix} 1 & -i \\ 1 & i \end{pmatrix}$$

于是标准基解矩阵为

$$e^{xA} = \Phi(x) \Phi^{-1}(0) = e^x \begin{pmatrix} e^{ix} & e^{-ix} \\ ie^{ix} & -ie^{-ix} \end{pmatrix} \frac{1}{2} \begin{pmatrix} 1 & -i \\ 1 & i \end{pmatrix} = e^x \begin{pmatrix} \cos x & \sin x \\ -\sin x & \cos x \end{pmatrix}$$

得到通解

$$y = C_1 e^x (\cos x, -\sin x)^T + C_2 e^x (\sin x, \cos x)^T$$

或者由

$$\Phi(x) = e^x \begin{pmatrix} \cos x + i \sin x & \cos x - i \sin x \\ -\sin x + i \cos x & -\sin x - i \cos x \end{pmatrix} = e^x \begin{pmatrix} \cos x & \cos x \\ -\sin x & -\sin x \end{pmatrix} + i e^x \begin{pmatrix} \sin x & -\sin x \\ \cos x & -\cos x \end{pmatrix}$$

选取线性无关的列向量, 得到基解矩阵

$$e^x \begin{pmatrix} \cos x & \sin x \\ -\sin x & \cos x \end{pmatrix}$$

事实上, 仅  $e^{\lambda_1 x} r_1$ , 它的实部和虚部就分别提供了两个线性无关的解.

**Example 2.3** 求解

$$\frac{dy}{dx} = Ay = \begin{pmatrix} 2 & 2 & 0 \\ 0 & -1 & 1 \\ 0 & 0 & 2 \end{pmatrix} y$$

**Solution** 由  $\det(\lambda E - A) = 0$ , 得一重特征根  $\lambda_1 = -1$ , 和二重特征根  $\lambda_2 = 2$ .

$$\lambda_1 E - A = \begin{pmatrix} -3 & -2 & 0 \\ 0 & -1 & \\ & & -3 \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} 3 & 2 & \\ & & 1 \end{pmatrix}$$

得  $\lambda_1$  的一个特征向量  $\mathbf{r}_{10}^{(1)} = (2, -3, 0)$ , 对应的解为  $e^{-x} (2, -3, 0)^T$

$$(A - \lambda_2 E) = \begin{pmatrix} 0 & 2 & 0 \\ 0 & -3 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}, \quad (A - \lambda_2 E)^2 = \begin{pmatrix} 0 & -6 & 2 \\ 0 & 9 & -3 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} 0 & -3 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

得  $(A - 2E)^2$  的两个线性无关的解

$$\mathbf{r}_{10}^{(2)} = (1, 0, 0)^T, \quad \mathbf{r}_{20}^{(2)} = (0, 1, 3)^T$$

从而

$$\mathbf{r}_{11}^{(2)} = (0, 0, 0)^T, \quad \mathbf{r}_{21}^{(2)} = (2, 0, 0)^T, \quad \mathbf{r}_{22}^{(2)} = (0, 0, 0)^T$$

, 得到两个解

$$e^{2x} (1, 0, 0)^T, \quad e^{2x} (2x, 1, 3)^T$$

于是基解矩阵为

$$\Phi(x) = \begin{pmatrix} 2e^{-x} & e^{2x} & 2xe^{2x} \\ -3e^{-x} & 0 & e^{2x} \\ 0 & 0 & 3e^{2x} \end{pmatrix}$$

## 2.3 高阶线性微分方程

考虑关于未知函数  $y = y(x)$  的  $n$  阶线性微分方程组

$$y^{(n)} + a_1(x)y^{(n-1)} + \cdots + a_{n-1}(x)y' + a_n(x)y = f(x) \quad (2.14)$$

方程

$$y^{(n)} + a_1(x)y^{(n-1)} + \cdots + a_{n-1}(x)y' + a_n(x)y = 0 \quad (2.15)$$

称为方程对应的齐次线性方程.

### 定理 2.9

方程 2.14 等价于

$$\frac{dy}{dx} = A(x)y + f(x) \quad (2.16)$$

其中

$$\mathbf{y} = (y_1, y_2, \cdots, y_{n-1}, y_n)^T := (y, y', \cdots, y^{(n-1)})^T, \quad \mathbf{f}(x) = (0, \cdots, 0, f(x))^T$$

$$A(x) = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 0 & 1 \\ -a_n(x) & -a_{n-1}(x) & -a_{n-2}(x) & \cdots & -a_1(x) \end{pmatrix}$$



**Proof** 引入新变量后, 方程化为

$$\begin{cases} y_1' = y_2 \\ y_2' = y_3 \\ \vdots \\ y_{n-1}' = y_n \\ y_n' = -a_n(x)y_1 - a_{n-1}(x)y_2 - \cdots - a_1(x)y_n \end{cases}$$

### 推论 2.2

微分方程 2.14 满足初值条件

$$y(x_0) = y_0, \quad y'(x_0) = y_0', \cdots, y^{(n-1)}(x_0) = y_0^{(n-1)}$$

的解在区间  $a < x < b$  上存在且唯一.



**Proof** 令  $y_0 := (y_0, y_0', \cdots, y_0^{(n-1)})$ , 做替换  $y := (y_1, y_2, \cdots, y_{n-1}, y_n)^\top := (y, y', \cdots, y^{(n-1)})^\top$ ,  $f(x) := (0, \cdots, 0, f(x))$ , 由方程

$$\frac{dy}{dx} = A(x)y + f(x)$$

满足初值条件  $y(x_0) = y_0$  的解存在且唯一, 可得命题成立.

## 2.3.1 高阶线性微分方程的一般理论

### 约定

□ “高阶方程”指  $n$  阶线性微分方程

□ “多元方程”指  $n$  元线性微分方程

### 命题 2.6 (解的对应关系)

设标量值函数组

$$\varphi_1(x), \cdots, \varphi_m(x) \quad (2.17)$$

是  $n$  阶齐次方程的  $m$  个解, 则

$$\begin{pmatrix} \varphi_1(x) \\ \varphi_1'(x) \\ \vdots \\ \varphi_1^{(n-1)}(x) \end{pmatrix}, \dots, \begin{pmatrix} \varphi_m(x) \\ \varphi_m'(x) \\ \vdots \\ \varphi_m^{(n-1)}(x) \end{pmatrix} \quad (2.18)$$

是  $n$  阶齐次方程对应的多元齐次方程的  $m$  个解. 反之, 若它  $n$  阶齐次方程对应的多元齐次方程的有形如上的  $m$  个解, 每个解的第一个分量给出  $n$  阶方程的  $m$  个解.

#### Remark

- $n$  阶方程的解组 2.17 线性无关, 当且仅当对应的多元方程的解组 2.18 线性无关.

**Proof** 由导数的线性, 形如 2.18 的向量组线性无关, 当且仅当它们的第一个分量组线性无关.

#### 定义 2.6 (Wronsky)

定义

$$\varphi_1(x), \dots, \varphi_n(x) \quad (2.19)$$

的 Wronsky 行列式, 为

$$\begin{pmatrix} \varphi_1(x) \\ \varphi_1'(x) \\ \vdots \\ \varphi_1^{(n-1)}(x) \end{pmatrix}, \dots, \begin{pmatrix} \varphi_n(x) \\ \varphi_n'(x) \\ \vdots \\ \varphi_n^{(n-1)}(x) \end{pmatrix} \quad (2.20)$$

的 Wronsky 行列式.

#### 定理 2.10

设  $\varphi_1(x), \dots, \varphi_n(x)$  是  $n$  阶方程在  $a < x < b$  上的  $n$  个解,  $W(x)$  是它们的 Wronsky 行列式则以下几条等价

1.  $\varphi_1(x), \dots, \varphi_n(x)$  线性无关;
2.  $\exists x_0 \in (a, b), W(x_0) \neq 0$ ;
3.  $\forall x \in (a, b), W(x) \neq 0$ .

此外, 若以上其一成立, 则

$$y = C_1\varphi_1(x) + \dots + C_n\varphi_n(x)$$

是  $n$  阶齐次方程的一个通解,  $C_1, \dots, C_n$  为任意常数.

**Proof** 由定理 2.3 和解的对应关系立即得到三条的等价性, 通解由 2.2 给出.

利用  $n$  阶方程对应的多元方程的特殊形式, 可以给出一个特解的形式.



**定理 2.11**

设  $\varphi_1(x), \dots, \varphi_n(x)$  是高阶齐次方程的一个基本解组. 高阶非齐次方程有一个特解  $\varphi^*(x)$

$$\varphi^*(x) = \sum_{k=1}^n \varphi_k(x) \int_{x_0}^x \frac{W_k(s)}{W(s)} f(s) \, ds \quad (2.21)$$

其中  $W_k(x)$  是 (最后一行的) 代数余子式  $W_{nk}$  进而高阶非齐次方程的一个通解是

$$y = C_1 \varphi_1(x) + \dots + C_n \varphi_n(x) + \varphi^*(x) \quad (2.22) \quad \heartsuit$$

**Proof** 只需验证  $\varphi^*(x)$  是如下向量值函数的第一个分量注意到  $\Phi^{-1}(s) = \frac{1}{W(s)} \Phi^*(s)$   $\square$  其中  $\Phi^*(s)$  表示伴随, 它的每一个分量都是  $\Phi(s)^T$  对应分量代数余子式. 于是

$$\begin{aligned} & \int_{x_0}^x \Phi(x) \Phi^{-1}(s) f(s) \, ds \\ &= \int_{x_0}^x \frac{\Phi(x)}{W(s)} \begin{pmatrix} * & W_1(s) \\ \vdots & \vdots \\ * & W_n(s) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 \\ \vdots \\ f(s) \end{pmatrix} \, ds \\ &= \int_{x_0}^x \frac{f(s)}{W(s)} \Phi(x) \begin{pmatrix} W_1(s) \\ \vdots \\ W_n(s) \end{pmatrix} \, ds \end{aligned}$$

上述向量的第一个行为

$$\sum_{i=1}^n \varphi_i(x) \int_{x_0}^x \frac{W_i(s)}{W(s)} f(s) \, ds$$

**命题 2.7 (二阶方程)**

考虑二阶非齐次线性方程

$$y'' + p(x)y' + q(x)y = f(x) \quad (2.23)$$

其中  $p, q, f \in C(a, b)$ . 若对应的齐次方程有两个线性无关的解  $y = \varphi_1(x), \varphi_2(x)$ , 则非齐次方程的一个通解是

$$y = C_1 \varphi_1(x) + C_2 \varphi_2(x) + \int_{x_0}^x \frac{-\varphi_1(x) \varphi_2(s) + \varphi_2(x) \varphi_1(s)}{\varphi_1(s) \varphi_2'(s) - \varphi_2(s) \varphi_1'(s)} f(s) \, ds \quad \spadesuit$$

此外, 上面的一般性讨论给出了特解的形式, 我们可以待定系数  $\varphi^*(x) = \sum_{i=1}^n C_k(x) \varphi_k(x)$  利用常数变易法给出特解. 仍然用二阶方程举例.

**命题 2.8 (常数变易法)**

由定理 2.11 方程 2.23 有形如下的特解

$$y = C_1(x) \varphi_1(x) + C_2(x) \varphi_2(x)$$

, 其中  $\varphi_1, \varphi_2$  是对应齐次方程的线性无关的解. 由非齐次方程的第一个分量,

$$y' = [A\Phi(x)C(x)]^{(1)} + 0 = C_1(x)\varphi_1'(x) + C_2(x)\varphi_2'(x)$$

这要求

$$C_1'(x)\varphi_1(x) + C_2'(x)\varphi_2(x) = 0$$

对

$$y' = C_1\varphi_1' + C_2\varphi_2'$$

得到

$$y'' = C_1\varphi_1'' + C_2\varphi_2'' + C_1'\varphi_1' + C_2'\varphi_2'$$

又  $y'' + py' + qy = f$ ,  $\varphi_i'' + p\varphi_i' + q\varphi_i = 0, i = 1, 2$ , 故  $y'' - f = C_1\varphi_1'' + C_2\varphi_2''$ , 可得

$$C_1'\varphi_1' + C_2'\varphi_2' = f(x)$$

再由之前的式子, 解得

$$C_1'(x) = -\frac{\varphi_2(x)f(x)}{W(x)}, C_2'(x) = \frac{\varphi_1(x)f(x)}{W(x)}$$



### 2.3.2 常系数高阶线性微分方程

本小节讨论  $n$  阶常系数线性微分方程

$$y^{(n)} + a_1y^{(n-1)} + \cdots + a_{n-1}y' + a_ny = f(x) \quad (2.24)$$

和相应的齐次方程

$$y^{(n)} + a_1y^{(n-1)} + \cdots + a_{n-1}y' + a_ny = 0 \quad (2.25)$$

其中  $a_1, \cdots, a_n$  是常数,  $f(x)$  是区间  $a < x < b$  上的实值连续函数.

#### 定义 2.7

考虑与常系数线性微分方程 2.24 对应的多元方程

$$\frac{dy(x)}{dx} = Ay(x) + f(x)$$

则矩阵  $A$  的特征方程为

$$\det[\lambda E - A] = \lambda^n + a_1\lambda^{n-1} + \cdots + a_{n-1}\lambda + a_n = 0 \quad (2.26)$$

恰为高阶方程将  $y^{(k)}$  替换为  $\lambda^k (k = 0, \cdots, n)$  的结果. 所以也成上述特征方程为高阶方程 2.24 的特征方程.



**定理 2.12**

设齐次方程2.25的特征方程在复数域中共有  $s$  个互不相同的根  $\lambda_1, \dots, \lambda_s$ , 重数分别为  $n_1, \dots, n_s$ , 则函数组

$$\begin{cases} e^{\lambda_1 x}, xe^{\lambda_1 x}, \dots, x^{n_1-1}e^{\lambda_1 x}; \\ \dots \\ e^{\lambda_s x}, xe^{\lambda_s x}, \dots, x^{n_s-1}e^{\lambda_s x} \end{cases} \quad (2.27)$$

是微分方程的一个基本解组.

**Example 2.4** 求解微分方程

$$y''' - y'' - 2y' = 0$$

**Solution** 特征方程为

$$\lambda^3 - \lambda^2 - 2\lambda = 0$$

解得特征根  $\lambda_1 = 0, \lambda_2 = -1, \lambda_3 = 2$ , 得到一个基本解组

$$1, e^{-x}, e^{2x}$$

方程的通解为

$$y = C_1 + C_2 e^{-x} + C_3 e^{2x}$$

**Example 2.5** 求解微分方程

$$y^{(5)} - 3y^{(4)} + 4y^{(3)} - 4y^{(2)} + 3y^{(1)} - y = 0$$

**Solution** 特征方程为

$$\lambda^5 - 3\lambda^4 + 4\lambda^3 - 4\lambda^2 + 3\lambda - 1 = 0$$

容易看出有特征根  $\lambda_1 = 1$ , 特征方程化为

$$(\lambda - 1)^3 (\lambda^2 + 1)$$

故  $\lambda_1$  是三重特征根,  $\lambda_2 = i$  和  $\lambda_3 = -i$  是单根, 得到一个基本解组

$$e^x, e^{ix}, e^{-ix}$$

即

$$e^x, xe^x, x^2e^x, \cos x + i \sin x, \cos x - i \sin x$$

取复解的实部和虚部, 得到通解

$$y = C_1 e^x + C_2 x e^x + C_3 x^2 e^x + C_4 \cos x + C_5 \sin x$$

## 第3章 矩阵指数补充与线性方程组的算法

本节讨论常系数齐次线性方程

$$y' = Ay, \quad y(x_0) = \eta \quad (3.1)$$

**引理 3.1 (齐次线性方程的 Picard 迭代)**

设列  $(\phi_m)_{m=0}^\infty$  是初值问题 3.1 的 Picard 逼近, 则

$$\phi_m(x) = \left( \sum_{k=0}^m \frac{(x-x_0)^k}{k!} A^k \right) \eta, \quad \forall m \in \mathbb{N}$$

其中  $A_0$  表示单位矩阵.



**Proof**  $m=0$  时显然成立, 若等式对于给定  $m$  成立,

$$\begin{aligned} \phi_{m+1}(x) &= \eta + \int_{x_0}^x A \phi_m(t) dt \\ &= \eta + \int_{x_0}^x A \left( \sum_{k=0}^m \frac{(t-x_0)^k}{k!} A^k \right) \eta dt \\ &= \eta + \int_{x_0}^x \left( \sum_{k=0}^m \frac{(t-x_0)^k}{k!} A^{k+1} \right) \eta dt \\ &= \eta + \sum_{k=0}^m \frac{(x-x_0)^{k+1}}{(k+1)!} A^{k+1} \eta \\ &= \sum_{k=0}^{m+1} \frac{(x-x_0)^k}{k!} A^k \eta \end{aligned}$$

□

线性映射  $A: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$  诱导出线性映射  $A: \mathbb{R}^{n^2} \rightarrow \mathbb{R}^{n^2}$ , 通过定义  $AX := (AX_1, \dots, AX_n)$ , 其中  $X = (X_1, \dots, X_n) \in \mathbb{R}^{n^2}$ . 因此可以考虑矩阵微分方程

$$\frac{dT}{dx} = AT, \quad T(0) = E_n \quad (3.2)$$

**定义 3.1**

定义矩阵  $A$  的指数  $\exp(A)$  为初值问题 3.2 的 (唯一) 解在  $x=1$  处的取值.



**命题 3.1**

初值问题 3.2 的解为  $e^{xA}$ .



**Proof** 暂记 3.2 的解为  $\Phi(x, A)$ . 对于给定的  $x_0$ , 由链式法则

$$\frac{d}{dx} \Phi(x_0 x, A) = x_0 A \Phi(x_0 x, A)$$

当  $x = 0$  时,  $\Phi(x_0x, A)$  化为  $E_n$ , 从而

$$\frac{d}{dx}\Phi(x_0x, A)(0) = x_0A = \frac{d}{dx}\Phi(x, x_0A)(0)$$

于是  $\Phi(x_0x, A)$  和  $\Phi(x, x_0A)$  是  $x$  的至多相差一常数的函数, 又  $x = 0$  时, 二者相等等于  $E_n$ , 故  $\Phi(x_0x, A) = \Phi(x, x_0A)$ . 令  $x = 1$ , 得到  $\Phi(x_0, A) = \Phi(1, x_0A) = e^{x_0A}$ .

□

### 命题 3.2

设  $A$  是  $n \times n$ -矩阵, 则

- 指数函数满足

$$e^{xA} = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{x^k}{k!} A^k,$$

- 初值问题

$$y' = Ay, \quad y(x_0) = \eta \quad (3.3)$$

的解为

$$y(x) = e^{(x-x_0)A}\eta$$



Proof

- 任意固定  $x_0$ , 初值问题

$$\frac{dT}{dx} = x_0AT, \quad T(0) = E_n$$

的解存在且唯一, 由引理 3.1, 它的 Picard 迭代序列为

$$\left\{ \sum_{k=0}^m \frac{x^k}{k!} (x_0A)^k \right\}_{m=1}^{\infty}$$

按定义带入  $x = 1$ , 得到

$$e^{x_0A} = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{x_0^k}{k!} A^k$$

- 由引理 3.1, 初值问题的解为

$$y(x) = \left( \sum_{k=0}^m \frac{(x-x_0)^k}{k!} A^k \right) \eta = e^{(x-x_0)A}\eta$$

□

## 3.1 矩阵指数的计算

对于  $A$  有复特征值的情况, 我们需要考虑形式与 3.1 相同的, 但取值在复向量空间上的初值问题.

将  $\mathbb{C}^n$  视作  $\mathbb{R}^n$  的复化, 即看作直和  $\mathbb{R}^n \oplus i\mathbb{R}^n$ . 对于复向量  $u+iv$ , 令  $A(u+iv) := Au+iAv$ ,  $e^{xA}(u+iv) = e^{xA}u + ie^{xA}v$

## 3.1.1 特征值向量法

一个基本的观察是, 若  $M(x)$  是满足  $M'(x) = AM(x)$  的矩阵函数, 且  $M(0)$  可逆, 则  $e^{xA} = M(x)M(0)^{-1}$  (只需注意到  $M(x)M(0)^{-1}$  是标准初值问题 3.2 的解)。

方程  $M'(x) = AM(x)$  无非是说它的列向量函数  $y$  都满足  $y' = Ay$ .  $M(0)$  可逆无非是说由列向量构成的  $n$  个解是线性无关的。

于是, 若我们有  $\mathbb{R}^n$  的一组基  $\{v_1, \dots, v_n\}$ , 则  $n$  个初值问题的解

$$\frac{dy}{dx} = Ay, \quad y(0) = v_k, \quad (k = 1, 2, \dots, n)$$

可以按列向量排成一个矩阵  $M(x)$ , 使得  $M'(x) = AM(x)$ , 由此可以通过计算  $M(x)M^{-1}(0)$  得到  $e^{xA}$ .

初值  $v_k$  对应的解为  $e^{xA}v_k$ , 这似乎需要借助  $e^{xA}$  的信息, 但是我们完全可以选择适当的  $v_k$ , 使得  $e^{xA}v_k$  有简单的形式。

## 一些线性代数事实:

对于  $A$  的每个特征值  $\lambda_k$ ,

$$W_k^m := \ker(\lambda_k E_n - A)^m, \quad m = 0, 1, 2, \dots$$

是一列递增的线性空间, 且存在最小的正整数  $s_k$ , 使得  $W_k^{s_k} = W_k^{s_k+1}$ .

$\mathbb{C}^n$  可以分解为直和

$$\mathbb{C}^n = W_1^{s_1} \oplus \dots \oplus W_p^{s_p}$$

## 命题 3.3 (广义特征根为初值的解)

若  $v \in W_k^{s_k}$ , 则

$$e^{xA}v = e^{\lambda_k x} \sum_{j=1}^{s_k-1} \frac{1}{j!} x^j (A - \lambda_k E_n)^j v$$

Proof

$$e^{xA} = e^{\lambda_k x} e^{x(A - \lambda_k E_n)}$$

又当  $j \geq s_k$  时,  $(A - \lambda_k E_n)^j v = 0$  带入即可. □

Example 3.1 计算  $e^{xA}$ , 其中

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

Solution 矩阵的特征多项式为

$$\det(\lambda E - A) = (\lambda - 1)(\lambda - 2)^2$$

它有单根  $\lambda_1 = 1$  和二重特征根  $\lambda_2 = 2$ . 计算得

$$v_1 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 \end{bmatrix}^T$$

是属于  $\lambda_1$  的一个特征向量, 它张成了  $W_1^1$ . 此外, 存在线性无关意义下唯一的属于  $\lambda_2$  的特征向量, 取其一为

$$v_2 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \end{bmatrix}^T$$

继续寻找满足

$$(A - \lambda_2 E) v_3 = v_2$$

得一解

$$v_3 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}^T$$

向量  $v_2, v_3$  构成  $W_2^2$  的一组基, 于是  $v_1, v_2, v_3$  给出  $\mathbb{R}^3$  的一组基. 此时

$$\begin{aligned} e^{xA} v_1 &= e^x v_1, & e^{xA} v_2 &= e^{2x} v_2, \\ e^{xA} v_3 &= e^{2x} (I + x(A - 2I)) v_3 = e^{2x} (v_3 + x v_2) \end{aligned}$$

因此

$$M(x) = \begin{bmatrix} 0 & e^{2x} & x e^{2x} \\ e^x & e^{2x} & x e^{2x} \\ e^x & 0 & e^{2x} \end{bmatrix}$$

最后

$$e^{xA} = M(x)M(0)^{-1} = \begin{bmatrix} (1+x)e^{2x} & -x e^{2x} & x e^{2x} \\ -e^x + (1+x)e^{2x} & e^x - x e^{2x} & x e^{2x} \\ -e^x + e^{2x} & e^x - e^{2x} & e^{2x} \end{bmatrix}$$

### 3.1.2 Cayley-Hamilton 和 Putzer 算法

由 Cayley-Hamilton, 若  $P(X)$  是  $A$  的特征多项式, 则  $P(A) = 0$ . 对于每个  $k \geq n$ ,  $A^k$  表为不高于  $n-1$  次的  $A$  的多项式. 因此

$$e^{xA} = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{1}{k!} x^k A^k = \sum_{k=0}^{n-1} Q_k(x) A^k$$

对于某些函数  $Q_k(x)$ , ( $k = 0, 1, \dots, n-1$ ) 成立, 这些函数仅通过  $A$  的特征多项式确定, 进而仅通过  $A$  的特征值和重数确定.

计算  $e^{xA}$  简化为计算  $Q_k(x)$ , 进而只需要关注特征向量和它们的重数. 此外, 通过一个多项式空间的基变换可以简化这个问题.

#### 命题 3.4 (简化问题的一个基变换)

将特征值记重数地排成一行  $(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$ , 将次数小于  $n$  的多项式空间的基

$X^1, \dots, X^{n-1}$  替换为  $M_k(X)$ ,  $(k = 0, 1, \dots, n-1)$  可以给出一组新的基, 其中

$$M_0(X) = 1, \quad M_k(X) = M_{k-1}(X)(X - \lambda_k), \quad (k = 1, \dots, n-1)$$

进而  $e^{xA}$  表为

$$e^{xA} = \sum_{k=0}^{n-1} p_k(x) M_k(A)$$



接下来给出寻求  $p_k(x)$  的一个算法.

### 命题 3.5 (Putzer 算法)

设函数  $(p_1(x), \dots, p_k(x))^T$  满足初值问题

$$p'_0(x) - \lambda_1 p_0(x) = 0, \quad p_0(0) = 1$$

$$p'_k(x) - \lambda_{k+1} p_k(x) = p_{k-1}(x), \quad p_k(0) = 0, \quad k = 1, \dots, n-1$$

则

$$e^{xA} = \sum_{k=0}^{n-1} p_k(x) M_k(A)$$



**Remark** 由此, 求  $e^{xA}$  的问题化为依次解  $n$  个一阶线性微分方程的问题.

**Proof** 令  $T(x) = \sum_{k=0}^{n-1} p_k(x) M_k(A)$ , 其中  $p_k(x)$  满足上述初值问题. 我们有

$$\begin{aligned} T'(x) &= \lambda_1 p_0(x) + \sum_{k=1}^{n-1} (p_{k-1}(x) + \lambda_{k+1} p_k(x)) M_k(A) \\ &= \lambda_1 p_0(x) + \sum_{k=1}^{n-1} \lambda_{k+1} p_k(x) M_k(A) + \sum_{k=1}^{n-1} p_{k-1}(x) M_{k-1}(A) (A - \lambda_k) \\ &= \lambda_1 p_0(x) + \sum_{k=1}^{n-1} (\lambda_{k+1} p_k(x) M_k(A) - \lambda_k p_{k-1}(x) M_{k-1}(A)) + \sum_{k=1}^{n-1} p_{k-1}(x) M_{k-1}(A) \\ &= \lambda_1 p_0(x) + \lambda_n p_{n-1}(x) M_k(A) - \lambda_1 p_0(x) + \sum_{k=1}^{n-1} p_{k-1}(x) M_{k-1}(A) \\ &= AT(x) \end{aligned}$$

此外, 带入  $x = 0$ , 得到  $T(0) = \sum_{k=0}^{n-1} p_k(0) M_k(A) = M_0(A) = E_n$ .

由此得到  $T(x) = e^{xA}$ .



**Example 3.2** 计算  $e^{xA}$ , 其中

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



**Solution** 计算得特征多项式为  $(\lambda - 1)(\lambda - 2)^2$ . 设

$$\lambda_1 = 1, \quad \lambda_2 = 2, \quad \lambda_3 = 2$$

解 Putzer 算法中的方程, 得

$$p_0(x) = e^x, \quad p_1(x) = e^{2x} - e^x, \quad p_2(x) = (x - 1)e^{2x} + e^x$$

于是

$$\begin{aligned} e^{xA} &= p_0(x) M_0(x) + p_1(x) M_1(x) + p_2(x) M_2(x) \\ &= e^x E + (e^{2x} - e^x)(A - E) + ((x - 1)e^{2x} + e^x)(A - 2E)(A - E) \\ &= e^x E + (e^{2x} - e^x) \begin{bmatrix} 2 & -1 & 1 \\ 2 & -1 & 1 \\ 1 & -1 & 1 \end{bmatrix} + ((x - 1)e^{2x} + e^x) \begin{bmatrix} 1 & -1 & 1 \\ 1 & -1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \\ &= e^x \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ -1 & 1 & 0 \\ -1 & 1 & 0 \end{bmatrix} + e^{2x} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 1 & -1 & 1 \end{bmatrix} + xe^{2x} \begin{bmatrix} 1 & -1 & 1 \\ 1 & -1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} (x + 1)e^{2x} & -xe^{2x} & xe^{2x} \\ -e^x + (x + 1)e^{2x} & e^x - xe^{2x} & xe^{2x} \\ -e^x + e^{2x} & e^x - e^{2x} & e^{2x} \end{bmatrix} \end{aligned}$$

### 3.1.3 插值公式

## 第 4 章 稳定性理论初步

### 定义 4.1 (Lyapunov 稳定性)

令  $F \in C([t_0, \infty] \times \mathbb{R}^n)$  且关于  $X$  满足局部 Lipschitz 条件, 对于微分方程组

$$\frac{dX}{dt} = F(t, X) \quad (4.1)$$

设  $\varphi(t)$  是它的满足初值  $\varphi(t_0) = X_0$  一个右行整体解.

若任取  $\varepsilon > 0$ , 存在  $\delta > 0$ , 使得只要  $\|X_0 - \varphi(t_0)\| \leq \delta$ , 就有方程组的解  $X = X(t; t_0, X_0)$  整体存在, 且

$$\|X(t; t_0, X_0) - \varphi(t)\| \leq \varepsilon, \forall t \in [t_0, \infty)$$

或者说对于  $t_0 \leq t < \infty$ , 一致地有

$$\lim_{X_0 \rightarrow \varphi(t_0)} \sup_{t \in [t_0, \infty)} \|X(t; t_0, X_0) - \varphi(t)\| = 0$$

则称解  $X = \varphi(t)$  是 Lyapunov 稳定的.



### 定义 4.2 (渐进稳定)

沿用上述记号, 若  $X = \varphi(t)$  是 Lyapunov 稳定的, 且存在正常数  $\delta_0$ , 使得一切满足  $\|X_0 - \varphi(t_0)\| \leq \delta_0$  的解  $X(t; t_0, X_0)$  还满足

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \|X(t; t_0, X_0) - \varphi(t)\| = 0$$

则称解  $X = \varphi(t)$  是渐进稳定的.



### 命题 4.1 (归约)

令  $Y = X - \varphi(t)$ ,  $G(t, Y) := F(t, Y + \varphi) - F(t, \varphi)$ , 则

$$\frac{dX}{dt} = F(t, X), \quad X(t_0) = X_0$$

等价于

$$\frac{dY}{dt} = G(t, Y), \quad Y(t_0) = 0$$

其中  $G(t, 0) = 0$ . 并且此时  $\varphi(t)$  稳定, 当且仅当上述关于  $Y$  的方程的零解稳定. 此外, 做变量替换  $Z = (t, Y)$ , 则

$$\frac{dZ}{dt} = \left(1, \frac{dY}{dt}\right)$$

关于  $Y$  的方程又等价于

$$\frac{dZ}{dt} = (1, G(Z)) := H(Z), \quad Z(t_0) = (t_0, 0)$$



**Remark** 因此, 只需要研究自治方程常值解的稳定性.

## 4.1 平衡点的稳定性

设  $D$  是  $\mathbb{R}^n$  上的连通开集, 考虑定义在  $I \times D$  上的方程

$$\frac{dx}{dt} = F(t, x)$$

其中  $I$  是包含了  $[0, \infty)$  的区间, 且函数  $F: I \times D \rightarrow \mathbb{R}^n$  是  $C^1$ .


### 定义 4.3 (平衡点)

称  $c$  是一个平衡点或常值解, 若  $F(t, c) = 0$  对于所有的  $t \in I$  成立.

### 定义 4.4 (稳定性)

称平衡点  $c$  是稳定的, 若以下条件成立:

对于  $c$  的任一邻域  $U$ , 都存在  $c$  的邻域  $V$ , 使得对于所有的  $\eta \in V$ , 满足  $x(0) = \eta$  的解在  $t \geq 0$  上存在, 并且对于所有这样的  $t$ , 都有  $x(t) \in U$

 **Idea** 也就是说, 只要对初值的扰动足够小, 满足初值的解都广泛存在, 且在未来都不会超出限定区域.

### 定义 4.5 (渐进稳定)


常值解  $c$  被称为是渐进稳定的, 若它是稳定的, 并且以下条件成立:

存在  $c$  的邻域  $U$ , 使得对于所有的  $\eta \in U$ , 满足  $x(0) = \eta$  的解都在  $t \geq 0$  上存在, 并且  $\lim_{t \rightarrow \infty} x(t) = c$ .

**Remark** 稳定性也是渐进稳定的条件之一, 它排除了解从外面溜一圈再返回来的情况.

**Example 4.1** 设  $F: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  是  $C^1$  函数,  $c$  是  $F$  的孤立零点. 设  $c$  是区间  $(c-h, c+h)$  上唯一的零点.

1. 若  $F$  在  $(c-h, c)$  上为正,  $(c, c+h)$  上为负, 则  $c$  是渐进稳定的平衡点;
2. 若  $F$  在  $(c-h, c)$  上为负,  $(c, c+h)$  上为正, 则  $c$  是不稳定的平衡点.

 **Idea** 1. 的情况为负反馈, 2. 的情况为正反馈.


### 引理 4.1

若矩阵  $A$  的特征值都有负的实部, 则存在  $C > 0$ , 和  $m > 0$ , 使得

$$|e^{tA}\eta| \leq Ce^{-mt}|\eta|, \quad t > 0$$

对于所有的  $\eta \in \mathbb{R}^n$  成立.

 **Idea**  $e$  脑袋上的数的实部代表了整体的模, 虚部代表了角度.

 **Idea** How to Proof: 将任意  $\eta \in \mathbb{C}^n$  按广义根子空间分解, 利用投影映射的线性建立  $\eta$  与根子分量  $v_k$  的羁绊.

$e^{tA}v$  的模由两部分乘在一起决定, 一部分是  $e^{\lambda_k}$  的模, 它由  $\lambda_k$  的实部决定, 另一部分是  $e^{(A-\lambda_k I)t}v$ , 它在高次下消失.

**Proof** 任取  $\eta \in \mathbb{C}^n$ , 考虑  $\eta$  的广义根子分解  $\eta = v_1 + \cdots + v_p$ , 其中  $v_k \in W_k^{s_k}$  是属于特征向量  $\lambda_k, k = 1, \cdots, s$  的广义特征根. 令  $\sigma := -\max\{\lambda_k\}$ , 则由条件  $-\sigma < 0$ . 取定  $0 < m < \sigma$ .

任取  $v \in W_k^{s_k}$ , 我们有

$$e^{tA}v = e^{\lambda_k t} e^{(A - \lambda_k I)t} v$$

因为  $(A - \lambda_k I)^{s_k} v = 0$ , 所以上式中的

$$e^{(A - \lambda_k I)t} v = \sum_{n=0}^{\infty} \frac{1}{n!} (A - \lambda_k I)^n t^n v = \sum_{n=0}^{s_k-1} \frac{1}{n!} (A - \lambda_k I)^n v$$

于是

$$|e^{tA}v| \leq |e^{\lambda_k t}| \sum_{n=0}^{s_k-1} \frac{1}{n!} \|A - \lambda_k I\| |t|^n |v| \leq e^{\operatorname{Re}(\lambda_k)t} |P_k(t)| |v| \leq e^{-\sigma t} |P_k(t)| |v|$$

其中  $P_k(t)$  是  $s_k - 1$  次多项式, 它由  $\lambda_k$  决定. 于是存在  $C_k > 0$ , 使得

$$|e^{tA}v| \leq C_k e^{-mx} |v|, \quad v \in W_k^{s_k}$$

最后, 由投影映射的线性, 对每个  $k = 1, \cdots, p$ , 存在与  $\eta, k$  均无关的数  $L$ , 使得

$$|v_k| \leq L |\eta|$$

令  $C := L \max\{C_k\}$ , 我们就有

$$|e^{tA}\eta| \leq \sum_{k=1}^p |e^{tA}v_k| \leq \sum_{k=1}^p C_k e^{-mx} |v_k| \leq C e^{-mx} |\eta|$$

□

#### 引理 4.2

设函数  $f(x), g(x)$  在区间  $[a, b]$  上连续,  $g(x) \geq 0, c$  是一个常数. 如果

$$f(x) \leq c + \int_a^x g(s) f(s) ds$$

则

$$f(x) \leq c e^{\int_a^x g(s) ds}$$

♥

#### 命题 4.2 (渐近稳定性判据)

设  $F: D \rightarrow \mathbb{R}^n$  是  $C^1$  的,  $c \in D$  使得  $F(c) = 0$ , 令  $A$  是矩阵  $DF(c)$ . 若  $A$  的特征值都有负的实部, 则平衡解  $x(t) = c$  是渐近稳定的.

♠



**Idea** How to Proof 利用余项高阶于  $|x|$  无穷小的性质, 将  $g(x)$  代替为 “小数  $\times |x|$ ”, 这几乎就将  $F(x)$  化作线性方程, 可以使用 Gronwall 不等式 (它几乎就是线性方程解的不等号版本) 的结果.

这给出一个条件与结果相互影响的不等式: 在使得  $|x(t)|$  能被  $\beta$  控制住的点  $t$  上才成立, 而不等式的结果又能提供  $|x(t)|$  的更小的上界, 进而提供更多的使得不等式成立的点  $t$ , 经验告诉我们不等式应该是广泛成立的, 故用反证法说明.

**Proof** 通过一个平移变换, 不妨设  $c = 0$ . 记

$$F(x) = Ax + g(x)$$

其中  $A := DF(0)$ ,  $g(x)$  是余项, 使得

$$\lim_{x \rightarrow 0} \frac{g(x)}{|x|} = 0$$

对于给定的  $\eta \in D$ , 设  $x(t)$  是满足  $x(0) = \eta$  的方程的解, 将它延拓到  $t > 0$  时的最大存在区间上. 我们有

$$\frac{dx(t)}{dt} = Ax(t) + g(x(t))$$

由非齐次常系数线性方程的解的形式 2.1,

$$x(t) = e^{At}\eta + \int_0^t e^{(t-s)A}g(x(s)) \, ds$$

设  $A$  的特征值都有负的实部, 于是由引理 4.1, 存在与  $\eta$  无关的  $C \geq 1$  和  $m > 0$ , 使得

$$|e^{At}\eta| \leq Ce^{-mt}|\eta|, \quad \forall 0 < t < \tau$$

于是

$$|x(t)| \leq Ce^{-mt}|\eta| + C \int_0^t e^{-m(t-s)}|g(x(s))| \, ds$$

取  $0 < \alpha \leq \frac{m}{2C}$ . 存在  $\beta > 0$ , 使得当  $|x| \leq \beta$  时,  $|g(x)| \leq \alpha|x|$ . 任取  $\tau > 0$ , 使得解可以延拓到  $t = \tau$  上, 并且  $|x(t)| \leq \beta$  对于  $t \in [0, \tau]$  成立

$$e^{mt}|x(t)| \leq C|\eta| + C\alpha \int_0^t e^{ms}|x(s)| \, ds, \quad 0 < t < \tau$$

由 Gronwall 不等式, 此时

$$e^{mt}|x(t)| \leq C|\eta|e^{C\alpha t}, \quad 0 < t < \tau$$

从而

$$|x(t)| \leq C|\eta|e^{(C\alpha-m)t} \leq C|\eta|e^{-\frac{1}{2}mt}, \quad 0 < t < \tau$$

设  $\delta = \frac{\beta}{2C}$ , 断言当  $|\eta| < \delta$  时, 右行解整体存在. 事实上, 若设  $x(t)$  的右行最大区间为  $[0, T_*)$ , 则由  $\eta$  的模的大小和  $x(t)$  的连续性, 可以取到最大的  $T \in (0, T_*)$ , 使得

$$|x(t)| \leq \beta, \quad \forall t \in [0, T)$$

上面的讨论告诉我们, 在该区间上,

$$|x(t)| \leq C|\eta|e^{-\frac{1}{2}mt} \leq \frac{\beta}{2} < \beta$$

于是一定有  $T = T_*$ . 进一步地, 因为在右行最大存在区间  $[0, T_*)$  上,

$$|x(t)| < \beta$$

于是由延拓定理, 一定有  $T_* = \infty$ .

若取  $|\eta| < \delta$ , 则  $\lim_{t \rightarrow \infty} x(t) = 0$ . 此外, 任取  $\varepsilon > 0$ , 只要  $|\eta| < \min(\delta, \frac{\varepsilon}{C})$ , 就有

$$|x(t)| \leq C|\eta| < \varepsilon$$

对于所有的  $t > 0$  成立, 这就说明了渐近稳定性.  $\square$


## 4.2 Lyapunov 函数

Lyapunov 函数没有确切的定义, 对于不同的问题我们引入不同的 Lyapunov 函数. 总的来说, 它是沿任意相曲线具有一定单调性的“赋值”连续函数, 利用这种函数研究相曲线在长久地运动之后的最终的行为.

考虑相空间  $D \subseteq \mathbb{R}^n$  ( $x$  的取值范围) 上的自治方程 (右侧与时间  $t$  无关)

$$\frac{dx}{dt} = F(x)$$

在  $D$  上,  $F$  是  $C^1$  映射.

 **Idea** 通常将这样一个问题视为物体在空间中的运动, 它的速度遵循上述方程, 只由空间的性质决定而与时间无关, 因此只要掌握了空间上每一点赋予物体的速度  $F(x)$ , 以及物体一开始出现的位置 (初值条件), 就能预判物体的一切运动.

### 定义 4.6

记  $\phi^t(\eta)$  为初值问题

$$\frac{dx}{dt} = F(x), \quad x(0) = \eta$$

的饱和解.



 **Idea**

1.  $\phi^t(\eta)$  若视为一个点, 可以看成是从  $\eta$  点开始, 沿着初值问题的解曲线走了  $t$  时间后的位置.

**Remark**

- 对于固定的  $t$ ,  $\phi(t)(\cdot) : D \rightarrow D$  是相空间  $D$  上的微分同胚, 它让相空间上的点依  $\frac{dx}{dt} = F(x)$  运动时间  $t$ .
- $\phi^{(t-t_0)}(\eta)$  是初值问题

$$\frac{dx}{dt} = F(x), \quad x(t_0) = \eta$$

的解.

- 满足某种群的性质

$$\phi^{t_1+t_2}(\eta) = \phi^{t_1}(\phi^{t_2}(\eta))$$

### 定义 4.7 (相曲线与解曲线)

给定  $\eta \in D$ , 通过  $\eta$  的相曲线是指参数曲线  $x = \phi^t(\eta)$ , 视为  $D$  上以  $t$  为参数的曲线. 解曲线是指图像  $\{(t, x) : x = \phi^t(\eta)\}$ , 视为  $\mathbb{R} \times D$  上的曲线.



**定义 4.8 (正定)**

设  $W \subseteq \mathbb{R}^n$ ,  $0 \in W$ ,  $V: W \rightarrow \mathbb{R}$ . 称函数  $V$  是正定的, 若  $V(x) > 0$  对于所有  $x \in W \setminus \{0\}$  成立, 且  $V(0) = 0$ .

**定义 4.9 (邻域基)**

设  $X$  是拓扑空间,  $x \in X$ ,  $\mathcal{U}$  是  $x$  的一族邻域, 若对于  $x$  的任一邻域  $V$ , 存在  $U \in \mathcal{U}$  使得  $U \subseteq V$ , 则称  $\mathcal{U}$  为  $x$  的一个邻域基.



**Remark** 可以将邻域  $V$  修改成开邻域, 得到等价的定义.

**定理 4.1**

设  $F: D \rightarrow \mathbb{R}^n$  是  $C^1$  的,  $c \in D$  是  $F$  的一个零点.  $W$  是  $c$  的紧邻域, 令  $V: W \rightarrow \mathbb{R}$  是满足以下两条的连续函数

- $V$  沿任一相曲线  $(t \mapsto V(\phi^t(\eta)))$  单调递减;
- 函数  $v \mapsto V(c+x)$  是平移集合  $W-c$  上的正定函数.

则  $c$  是稳定的平衡点.



**Proof** 考虑水平下集族

$$H_r := \{x \in W : V(x) < r\}, \quad r > 0$$

则  $\{H_r\}$  构成  $c$  在  $\mathbb{R}^n$  中的一个邻域基.  $V|_{\partial W}$  是紧集上的连续函数, 故存在最小值  $m$ , 由正定性  $m > 0$ , 取  $r$  使得  $0 < r < m$ . 任取  $\eta \in H_r$ , 则相曲线  $\phi^t(\eta)$  不能延伸至  $W$  的边界, 否则存在  $t_0 \in \partial W$ , 使得  $V(\phi^{t_0}(\eta)) \geq m > r$ , 矛盾. 因此  $\phi^t(\eta)$  在  $t > 0$  时广泛存在. 又由单调性可知  $\phi^t(\eta)$  始终含于  $H_r$ .

这表明对于任意的  $c$  的邻域  $U$ , 都能找到某个  $H_r \subseteq U \cap W$ , 使得对于任意的  $\eta \in H_r$ ,  $\phi^t(\eta)$  当  $t > 0$  时广泛存在且不溢出  $H_r$ , 这就说明了稳定性.



接下来加强一些条件, 得到渐近稳定性版本的定理, 定理的证明需要引入一些动力系统中的一个概念.

**定义 4.10 ( $\omega$ -极限)**

设以  $\eta$  为起点的解能延拓到  $t > 0$ . 定义上  $\eta$  的  $\omega$ -极限集, 记作  $\omega(\eta)$ , 由具有以下性质的点  $x \in D$  组成:

存在递增的列  $(t_k)_{k=1}^\infty$ , 使得  $t_k \rightarrow \infty$  且  $\phi^{t_k}(\eta) \rightarrow x$

**引理 4.3**

设  $\eta$  是落在  $D$  的紧子集上的正向相曲线 ( $t > 0$ ), 则  $\omega(\eta)$  非空.



**Proof** 取无穷大的递增列  $(t_k)_{k=1}^\infty$ , 则  $\{\phi^{t_k}(\eta)\}$  是紧子集  $K$  上的 (有界) 点列, 从而存在收敛的子列  $\phi^{s_k}(\eta)$ , 由  $K$  的列紧性,  $\lim_{k \rightarrow \infty} \phi^{s_k}(\eta) \in K$ , 为  $\eta$  的一个  $\omega$ -极限. 因此  $\omega(\eta)$  非空.



□

**引理 4.4**

若  $\xi \in \omega(\eta)$ , 则过  $\xi$  的正向相曲线和逆向相曲线都落在  $\omega(\eta)$  上.

♡

**Proof** 由  $\xi \in \omega(\eta)$ , 知存在  $\{t_k\}_{k=1}^{\infty}, t_k \rightarrow \infty$ , 使得  $\lim_{k \rightarrow \infty} \phi^{t_k}(\eta) = \phi^0(\xi)$ . 由  $\phi$  连续性和群性质, 我们有

$$\phi^t(\xi) = \phi^t(\phi^0(\xi)) = \phi^t \lim_{k \rightarrow \infty} \phi^{t_k}(\eta) = \lim_{k \rightarrow \infty} \phi^t(\phi^{t_k}(\eta)) = \lim_{k \rightarrow \infty} \phi^{t+t_k}(\eta) \in \omega(\eta)$$

对于任意的  $t \in \mathbb{R}$  成立.

□

**引理 4.5**

设  $\eta$  的正向相曲线落在  $D$  的紧子集上. 若  $\omega(\eta)$  是单点集  $\{p\}$ , 则  $\lim_{t \rightarrow \infty} \phi^t(\eta) = p$ .

♡

接下来就可以证明渐进稳定性的 Lyapunov 函数的判定.

**推论 4.1**

设  $F: D \rightarrow \mathbb{R}^n$  是  $C^1$  的,  $c \in D$  是  $F$  的孤立零点.  $W$  是  $c$  的紧邻域, 使得  $c$  是  $W$  上的唯一零点. 令  $V: W \rightarrow \mathbb{R}$  是连续函数, 满足以下两条

- $V$  沿任意非常值相曲线严格递减;
- $x \mapsto V(c+x)$  是平移集合  $W-c$  上的正定函数.

则  $c$  是渐进稳定的平衡点.

♡



**Idea** 第一条限定了: 平衡点附近的相曲线最后的运动一定趋于一个极限点, 只需要说明该极限点就是平衡点即可. 过极限点的相曲线落在极限点集上,  $V$  严格单调性给出该曲线只能平衡点, 再由平衡点的唯一性 (孤立性) 即可.

**Proof** 首先由定理 4.1, 平衡点  $c$  是稳定的. 选取  $r > 0$ , 使得  $V$  的下水平集  $H_r$  不能到达  $W$  的边界. 令  $\xi \in H_r$ , 则相曲线  $\phi^t(\xi)$  延拓到所有  $t > 0$  上, 并且始终落在  $H_r$  上. 由引理 4.3,  $\omega(\xi)$  非空. 此外, 由第一个条件, 极限  $\lambda := \lim_{t \rightarrow \infty} V(\phi^t(\xi))$  存在, 且  $\lambda \geq 0$ . 令  $p \in \omega(\xi), \{t_k\}_{k=1}^{\infty}$ , 使得  $\lim_{k \rightarrow \infty} \phi^{t_k}(\xi) = p$ , 则  $V(p) = \lambda$ . 这立即给出  $V$  在集合  $\omega(\xi)$  上取常值  $\lambda$ . 又有以  $\omega(\xi)$  为起点的相曲线始终落在  $\omega(\xi)$  上, 故而  $V$  沿着这条相曲线也始终取常值, 那么由条件 1, 此相曲线只能是常值曲线. 由假设,  $W$  上的平衡点只有  $c$ , 而  $\omega(\xi) \subseteq W$ , 因此  $\omega(\xi) = \{c\}$ , 由上面的引理,  $\phi^t(\xi) \rightarrow c$ .

□

**定理 4.2 (不稳定性判据)**

设  $F: D \rightarrow \mathbb{R}^n$  是  $C^1$  的,  $c \in D$  是  $F$  的孤立零点. 设  $W$  是  $c$  的邻域, 使得  $W$  上不存在  $c$  以外的其他零点. 令  $V: W \rightarrow \mathbb{R}$  是满足以下两条的连续函数

- $V(c) = 0$  且沿非常值相曲线严格递增;
- $c$  的每个邻域上都有使得  $V$  大于零的点.

设  $c$  是不稳定的平衡点.

♡





**Idea** 如果相曲线徘徊于  $B$ , 则它由  $V$  的性质一定是常值曲线, 进而是 (唯一的) 平衡点. 但是  $V$  的递增性给出, 对于正赋值点为起点的相曲线, 它随时间增加,  $V$  给它的赋值越来越大, 最终的赋值 (极限) 一定大于 0.

**Proof** 设  $B$  是以  $c$  为中心的闭球, 使得  $B$  中没有  $c$  以外的零点, 且  $B \subseteq W$ . 令  $\xi \in B$  使得  $V(\xi) > 0$ . 断言正向相曲线  $\phi^t(\xi)$  逃出  $B$ . 为此, 设如果  $\phi^t(\xi)$  始终落在  $B$  中, 则相曲线延拓到所有  $t > 0$  上, 且由引理 4.3  $\omega(\xi)$  非空, 且  $\omega(\xi) \subseteq B$  (闭集). 类似上面的证明,  $V$  在  $\omega(\xi)$  上取常值  $\lambda$ , 使得  $\lambda > 0$ . 由条件 1,  $\omega(\xi)$  只能由平衡点组成. 因此  $\omega(\xi) = c$ , 这与  $V(c) = 0$  矛盾.  $\square$

## 4.3 实践

通常取  $V$  是  $C^1$  函数,  $V$  沿相曲线的增减可以通过计算微分来研究:

$$\frac{d}{dt}V(\phi^t(\eta)) = \nabla V(\phi^t(\eta)) \cdot F'(\Phi^t(\eta))$$

以下三种情况是非常好用的:

1. 若  $\nabla V(x) \cdot F(x) < 0$  对于除使得  $F(x) = 0$  外的  $x$  都成立, 则  $V$  沿着非常值相曲线严格递减;
2. 若  $\nabla V(x) \cdot F(x) \leq 0$  对于所有  $x$  成立, 则  $V$  沿着相曲线递减;
3. 若  $\nabla V(x) \cdot F(x) > 0$  对于除  $F(x) = 0$  外的所有  $x$  成立, 则  $V$  沿非常值相曲线严格递增.

**Example 4.2** 考虑平面系统, 坐标  $x, y$  满足

$$\frac{dx}{dt} = -x + f(x, y), \quad \frac{dy}{dt} = -y + g(x, y)$$

其中  $f, g$  是  $C^1$  函数, 使得  $f, g, \frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y}, \frac{\partial g}{\partial x}, \frac{\partial g}{\partial y}$  当  $x = y = 0$  时均取 0.

**Solution** 取  $V(x, y) = x^2 + y^2$ , 则  $V$  显然是正定的, 此外, 考虑极坐标, 我们有

$$\begin{aligned} \nabla V(x, y) \cdot (-x + f(x, y), -y + g(x, y)) \\ &= -2x^2 + 2xf(x, y) - 2y^2 + 2yg(x, y) \\ &= -2r^2 + 2r \cos \theta f(r \cos \theta, r \sin \theta) + 2r \sin \theta g(r \cos \theta, r \sin \theta) \\ &= -2r^2 (1 - r^{-1} \cos \theta f(r \cos \theta, r \sin \theta) - r^{-1} \sin \theta g(r \cos \theta, r \sin \theta)) \end{aligned}$$

由于  $f, g$  的偏导数均在  $x = y = 0$  处取 0, 故存在  $\alpha > 0$ , 使得当  $0 < r < \alpha$  时, 右侧括号内的值大于  $\frac{1}{2}$ . 于是存在以 0 为原点的闭球, 使得  $V$  在其上沿任意相曲线严格递减. 由反函数定理, 0 是孤立的平衡点, 可以通过缩小  $\alpha$  不妨设  $0 < r < \alpha$  内没有平衡点. 由 4.1,  $(0, 0)$  是渐进稳定的平衡点.

**Example 4.3** 考虑平面系统

$$\frac{dx}{dt} = -x + f(x, y), \quad \frac{dy}{dt} = y + g(x, y)$$

$f, g$  是同上的  $C^1$  函数.

**Solution** 令  $V(x, y) = -x^2 + y^2$ , 类似地计算得到  $V(x, y)$  在某范围内的任意非常值相曲线上严格递增. 得到  $(0, 0)$  是不稳定的平衡点.

## 4.4 构造 Lyapunov 函数

Case 1: 当  $A$  的所有特征值有负实部时:

我们为方程  $\frac{dx}{dt} = Ax$  构造正定的二次型, 使得

$$\nabla Q(x) \cdot Ax \leq -\sigma Q(x), \quad x \in \mathbb{R}^n$$

对某个正常数  $\sigma$  成立.

我们将看到  $Q(x)$  由以下给出

$$Q(x) = \sum_{k=1}^n z_k \bar{z}_k$$

其中  $z_1, \dots, z_n$  是  $x = (x_1, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^n$  在选取某个  $\mathbb{R}^n$  的复向量基  $w^{(1)}, \dots, w^{(n)}$  下的坐标.

设  $T$  是 (复) 过渡矩阵, 使得向量  $x = (x_1, \dots, x_n)$  在基  $w^{(1)}, \dots, w^{(n)}$  下的表示为  $(z_1, \dots, z_n) := \zeta := T^{-1}x$ . 对于实向量  $x$ , 我们有

$$Q(x) = |\xi|^2 = T^{-1}x \cdot \bar{T}^{-1}x$$

从而

$$\begin{aligned} \nabla Q(x) \cdot Ax &= T^{-1}Ax \bar{T}^{-1}x + T^{-1}x \cdot \overline{T^{-1}Ax} \\ &= (T^{-1}AT) \zeta \cdot \bar{\zeta} + \zeta \cdot \overline{(T^{-1}AT) \zeta} \\ &= 2\operatorname{Re}((T^{-1}AT) \zeta \cdot \bar{\zeta}) \end{aligned}$$

当  $A$  可对角化时, 设它的特征值为  $\lambda_1, \dots, \lambda_n$  (可重复), 可以选择过渡矩阵  $T$ , 使得  $T^{-1}AT$  有以下对角型

$$\operatorname{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n) = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \lambda_n \end{bmatrix}$$

此时有

$$\nabla Q(x) \cdot Ax = 2 \sum_{i=1}^n \operatorname{Re}(\lambda_k) |z_k|^2$$

因此可以选择  $\sigma > 0$ , 使得对于所有的特征值,  $\operatorname{Re} \lambda_k < -\frac{1}{2}\sigma < 0$ , 此时

$$\nabla Q(x) \cdot Ax \leq -\sigma \sum_{k=1}^n |z_k|^2 = -\sigma Q(x)$$

对于一般的  $A$ , 我们将说明, 对于给定的  $\varepsilon > 0$ , 可以选择过渡矩阵  $T$ , 使得

$$T^{-1}AT = \begin{bmatrix} \lambda_1 & \mu_1 & 0 & \cdots & \cdots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \mu_2 & \cdots & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & \lambda_{n-1} & \mu_{n-1} \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & \lambda_n \end{bmatrix}$$

其中每个  $\mu_k$  要么是  $\varepsilon$ , 要么是 0. 此时就容易看到

$$\nabla Q(x) \cdot Ax \leq 2 \sum_{k=1}^n \operatorname{Re}(\lambda_k) |z_k|^2 + 2(n-1)\varepsilon |\zeta|^2$$

若  $\varepsilon$  一开始就选取的充分小, 就能找到  $\sigma > 0$ , 使得

$$2 \max_{1 \leq k \leq n} \operatorname{Re} \lambda_k + 2(n-1)\varepsilon < -\sigma < 0$$

此时就有

$$\nabla Q(x) \cdot Ax \leq -\sigma Q(x)$$

为了构造这的“几乎对角化”的形式, 从  $A$  的 Jordan 标准型开始, 设  $T_1$  是过渡矩阵, 使得

$$T_1^{-1}AT_1 = \begin{bmatrix} [J_1] & & & \\ & [J_2] & & \\ & & \ddots & \\ & & & [J_p] \end{bmatrix}$$

然后, 考虑一个对角矩阵

$$T_2 := \operatorname{diag}(\varepsilon, \varepsilon^2, \dots, \varepsilon^n)$$

计算  $T_2^{-1}(T_1^{-1}AT_1)T_2$ , 单独取一个 Jordan 考虑, 不妨考虑

$$\operatorname{diag}(\varepsilon^{-1}, \varepsilon^{-2}, \dots, \varepsilon^{-k}) \begin{bmatrix} \lambda & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \lambda & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 1 \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & \lambda \end{bmatrix} \operatorname{diag}(\varepsilon^1, \dots, \varepsilon^k)$$

它等于

$$\begin{bmatrix} \lambda & \varepsilon & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \lambda & \varepsilon & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & \varepsilon \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & \lambda \end{bmatrix}$$

这样就得到了所需的形式.

非常美妙的是  $Q(x)$  也是非线性方程

$$x' = Ax + g(x)$$

的一个 Lyapunov 函数, 其中  $g$  是  $C^1$  函数使得  $g(x)/|x| \rightarrow 0 (x \rightarrow 0)$ . 对此, 我们有

$$\nabla Q(x) \cdot (Ax + g(x)) \leq -\sigma Q(x) + \nabla Q(x) \cdot g(x)$$

任意给定  $\alpha > 0$ , 当  $|x|$  充分小时, 就有

$$|\nabla Q(x) \cdot g(x)| \leq |\nabla Q(x)| |g(x)| \leq \alpha |x|^2$$

这给出

$$\nabla Q(x) \cdot (Ax + g(x)) \leq -\sigma Q(x) + \alpha |x|^2$$

所以只要选取  $\alpha$  使得以下成立就可以了

$$Q(x) > \frac{\alpha}{2\sigma} |x|^2, \quad x \neq 0$$

由于  $Q(x)$  是正定二次型, 这样的  $\alpha$  是可以取到的. 现在,  $\alpha$  决定了一个以 0 为中心的球, 在其上  $Q(x)$  正定且沿非常值相曲线严格递增, 给出了渐进稳定性判据的另一个证明.

**Case 2:  $A$  有一个正实部的特征值.**

设  $\lambda_1, \dots, \lambda_m$  有正的实部,  $\lambda_{m+1}, \dots, \lambda_n$  有负的或零实部. 设

$$Q_1(x) = \sum_{k=1}^m |z_k|^2, \quad Q_2(x) = \sum_{k=m+1}^n |z_k|^2$$

其中  $(z_1, \dots, z_n) := \zeta := T^{-1}x$  是经一个坐标变换后的坐标. 我们希望给出形如下的 Lyapunov 函数:

$$Q(x) := Q_1(x) - Q_2(x)$$