# 0.1 函数逼近的基本概念

#### 定义 0.1

设集合 S 是数域 P 上的线性空间, 元素  $x_1, x_2, \dots, x_n \in S$ , 如果存在不全为零的数  $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n \in P$ , 使得

$$\alpha_1 x_1 + \alpha_2 x_2 + \dots + \alpha_n x_n = 0, \tag{1}$$

则称  $x_1, x_2, \dots, x_n$  线性相关. 否则, 若等式 (1) 只对  $\alpha_1 = \alpha_2 = \dots = \alpha_n = 0$  成立, 则称  $x_1, x_2, \dots, x_n$  线性无 关.

若线性空间 S 是由 n 个线性无关元素  $x_1, x_2, \dots, x_n$  生成的, 即对  $\forall x \in S$  都有

$$x = \alpha_1 x_1 + \alpha_2 x_2 + \cdots + \alpha_n x_n,$$

则  $x_1, x_2, \dots, x_n$  称为空间 S 的一组基, 记为  $S = \text{span}\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ , 并称空间 S 为 n 维空间, 系数  $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$  称为 x 在基  $x_1, x_2, \dots, x_n$  下的**坐标**, 记作  $(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n)$ , 如果 S 中有无限个线性无关元素  $x_1, x_2, \dots, x_n, \dots$ , 则称 S 为无限维线性空间.

#### 定理 0.1

设  $f(x) \in C[a,b]$ , 则对任何  $\varepsilon > 0$ , 总存在一个代数多项式 p(x), 使

$$\max_{a \leqslant x \leqslant b} |f(x) - p(x)| < \varepsilon$$

在 [a,b] 上一致成立.

证明 见定理??. □

注 这个定理有多种证明方法. 这里需要说明的是在许多证明方法中,Bernstein(伯恩斯坦)1912 年给出的证明是一种构造性证明 (即上述证明). 他根据函数整体逼近的特性构造出 Bernstein 多项式

$$B_n(f,x) = \sum_{k=0}^n f\left(\frac{k}{n}\right) P_k(x),\tag{2}$$

其中

$$P_k(x) = \binom{n}{k} x^k (1-x)^{n-k},$$

 $\binom{n}{k} = \frac{n(n-1)\cdots(n-k+1)}{k!}$  为二项式展开系数, 并证明了 (见 Bernstein 多项式的性质)  $\lim_{n\to\infty} B_n(f,x) = f(x)$  在 [0,1] 上一致成立; 若 f(x) 在 [0,1] 上 m 阶导数连续, 则

$$\lim_{n \to \infty} B_n^{(m)}(f, x) = f^{(m)}(x).$$

由(2)式给出的  $B_n(f,x)$  也是 f(x) 在 [0,1] 上的一个逼近多项式, 但它收敛太慢, 实际中很少使用.

更一般地, 可用一组在 C[a,b] 上线性无关的函数集合  $\{\varphi_i(x)\}_{i=0}^n$  来逼近  $f(x) \in C[a,b]$ , 元素  $\varphi(x) \in \Phi = \operatorname{span}\{\varphi_0(x), \varphi_1(x), \cdots, \varphi_n(x)\} \subset C[a,b]$ , 表示为

$$\varphi(x) = a_0 \varphi_0(x) + a_1 \varphi_1(x) + \dots + a_n \varphi_n(x). \tag{3}$$

函数逼近问题就是对任何  $f \in C[a,b]$ , 在子空间  $\Phi$  中找一个元素  $\varphi^*(x) \in \Phi$ , 使  $f(x) - \varphi^*(x)$  在某种意义下最小.

#### 定义 0.2 (范数)

设 S 为线性空间, $x \in S$ , 若存在唯一实数  $\|\cdot\|$ , 满足条件:

- (1)  $||x|| \ge 0$ , 当且仅当 x = 0 时, ||x|| = 0; (正定性)
- (2)  $\|\alpha x\| = |\alpha| \|x\|, \alpha \in \mathbb{R}; (齐次性)$
- (3)  $||x + y|| \le ||x|| + ||y||, x, y \in S$ . (三角不等式)

则称  $\|\cdot\|$  为线性空间 S 上的**范数**,S 与  $\|\cdot\|$  一起称为**赋范线性空间**, 记为 X.

1

 $\widehat{\Psi}$  笔记 例如, 对于在  $\mathbb{R}^n$  上的向量  $x = (x_1, x_2, \cdots, x_n)^T \in \mathbb{R}^n$ , 有三种常用范数:

$$||x||_{\infty} = \max_{1 \le i \le n} |x_i|, \, \text{$n$} \, \text{$\infty$-$\tilde{\mathbf{n}}$} \, \text{$\mathbf{x}$} \, \text{$\mathbf{x}$} \, \text{$\mathbf{x}$} \, \text{$\mathbf{x}$} \, \text{$\mathbf{x}$},$$

$$||x||_1 = \sum_{i=1}^n |x_i|, \, \text{$\mathfrak{A}$ } \text{$1$-$\tilde{\mathbf{n}}$} \mathbf{\underline{\mathbf{y}}},$$

$$||x||_2 = \left(\sum_{i=1}^n x_i^2\right)^{\frac{1}{2}}, \, \text{$\lambda$ 2-范数}.$$

类似地对连续函数空间 C[a,b], 若  $f \in C[a,b]$  可定义三种常用范数如下:

$$||f||_{\infty} = \max_{a \le x \le b} |f(x)|, \, \text{$\hbar$ $\beta$ $\infty$-$ $\tilde{n}$ $\underline{\$}$},$$

$$||f||_1 = \int_a^b |f(x)| dx$$
, 称为 1-范数,

$$||f||_2 = \left(\int_a^b f^2(x) \, \mathrm{d}x\right)^{\frac{1}{2}}, \, \text{$k$ $\beta$ $2-$\tilde{n}$$$\left\left\lambda}.$$

可以验证这样定义的范数均满足定义2中的三个条件.

### 定义 0.3

设 X 是数域  $K(\mathbb{R}$  或  $\mathbb{C}$ ) 上的线性空间, 对  $\forall u, v \in X$ , 有 K 中一个数与之对应, 记为 (u, v), 它满足以下条件:

- (1)  $(u, v) = \overline{(v, u)}, \forall u, v \in X$ ;
- (2)  $(\alpha u, v) = \alpha(u, v), \alpha \in K, u, v \in X$ ;
- (3)  $(u + v, w) = (u, w) + (v, w), \forall u, v, w \in X$ ;
- $(4)(u,u) \ge 0$ , 当且仅当 u = 0 时,(u,u) = 0.

则称 (u,v) 为  $X \perp u$  与 v 的**内积**. 定义了内积的线性空间称为**内积空间**. 定义中条件 (1) 的右端  $\overline{(u,v)}$  称 为 (u,v) 的**共轭**, 当 K 为实数域  $\mathbb{R}$  时, 条件 (1) 为 (u,v) = (v,u).

如果 (u,v)=0, 则称 u 与 v 正交, 这是向量相互垂直概念的推广.

#### 定理 0.2

设X为一个内积空间,对 $\forall u, v \in X$ ,有

$$|(u,v)|^2 \leqslant (u,u)(v,v). \tag{4}$$

称其为柯西-施瓦茨 (Cauchy-Schwarz) 不等式.

证明 当  $\nu = 0$  时,(4)式显然成立. 现设  $\nu \neq 0$ ,则( $\nu,\nu$ ) > 0,且对任何数  $\lambda$  有

$$0 \le (u + \lambda v, u + \lambda v) = (u, u) + 2\lambda(u, v) + \lambda^2(v, v).$$

取  $\lambda = -(u, v)/(v, v)$ , 代入上式右端, 得

$$(u,u) - 2\frac{|(u,v)|^2}{(v,v)} + \frac{|(u,v)|^2}{(v,v)} \ge 0,$$

由此即得 ν≠0 时

$$|(u,v)|^2 \leqslant (u,u)(v,v).$$

证毕.

注 在内积空间 X 上可以由内积导出一种范数, 即对于  $u \in X$ , 记

$$||u|| = \sqrt{(u, u)},\tag{5}$$

容易验证它满足范数定义的三条性质,其中三角不等式

$$||u + v|| \le ||u|| + ||v|| \tag{6}$$

可由定理 0.2直接得出,即

$$(||u|| + ||v||)^{2} = ||u||^{2} + 2 ||u|| ||v|| + ||v||^{2}$$

$$\geq (u, u) + 2(u, v) + (v, v)$$

$$= (u + v, u + v) = ||u + v||^{2},$$

两端开方即得(6)式.

#### 定理 0.3

设X为一个内积空间, $u_1,u_2,\cdots,u_n \in X$ ,矩阵

$$G = \begin{pmatrix} (u_1, u_1) & (u_2, u_1) & \cdots & (u_n, u_1) \\ (u_1, u_2) & (u_2, u_2) & \cdots & (u_n, u_2) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ (u_1, u_n) & (u_2, u_n) & \cdots & (u_n, u_n) \end{pmatrix}$$
(7)

称为格拉姆 (Gram) 矩阵. 矩阵 G 非奇异的充分必要条件是  $u_1, u_2, \cdots, u_n$  线性无关.

证明 G 非奇异等价于  $\det G \neq 0$ , 其充分必要条件是关于  $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$  的齐次线性方程组

$$\left(\sum_{j=1}^{n} \alpha_{j} u_{j}, u_{k}\right) = \sum_{j=1}^{n} (u_{j}, u_{k}) \alpha_{j} = 0, \quad k = 1, 2, \dots, n$$
(8)

只有零解;而

$$\sum_{j=1}^{n} \alpha_{j} u_{j} = \alpha_{1} u_{1} + \alpha_{2} u_{2} + \dots + \alpha_{n} u_{n} = 0$$

$$\Leftrightarrow \left( \sum_{j=1}^{n} \alpha_{j} u_{j}, \sum_{j=1}^{n} \alpha_{j} u_{j} \right) = 0$$

$$\Leftrightarrow \left( \sum_{j=1}^{n} \alpha_{j} u_{j}, u_{k} \right) = 0, \quad k = 1, 2, \dots, n.$$

$$(9)$$

从以上等价关系可知, $\det G \neq 0$  等价于从方程(8)推出  $\alpha_1 = \alpha_2 = \cdots = \alpha_n = 0$ , 而后者等价于从方程 (9) 推出  $\alpha_1 = \alpha_2 = \cdots = \alpha_n = 0$ , 即  $u_1, u_2, \cdots, u_n$  线性无关. 证毕.

## 定义 0.4 ( $\mathbb{R}^n$ 与 $\mathbb{C}^n$ 的内积)

设  $x, y \in \mathbb{R}^{n}, x = (x_{1}, x_{2}, \dots, x_{n})^{T}, y = (y_{1}, y_{2}, \dots, y_{n})^{T},$ 则其内积定义为

$$(x, y) = \sum_{i=1}^{n} x_i y_i.$$
 (10)

由此导出的向量 2-范数为

$$||x||_2 = (x, x)^{\frac{1}{2}} = \left(\sum_{i=1}^n x_i^2\right)^{\frac{1}{2}}.$$

若给定实数  $\omega_i > 0 (i = 1, 2, \dots, n)$ , 称  $\{\omega_i\}$  为**权系数**, 则在  $\mathbb{R}^n$  上可定义**加权内积**为

$$(x,y) = \sum_{i=1}^{n} \omega_i x_i y_i, \tag{11}$$

相应的范数为

$$||x||_2 = \left(\sum_{i=1}^n \omega_i x_i^2\right)^{\frac{1}{2}}.$$

如果  $x, y \in \mathbb{C}^n$ , 带权内积定义为

$$(x, y) = \sum_{i=1}^{n} \omega_i x_i \overline{y}_i, \tag{12}$$

这里  $\{\omega_i\}$  仍为正实数序列, $\bar{y}_i$  为  $y_i$  的共轭复数.

注 不难验证 (11) 式给出的 (x,y) 满足内积定义的四条性质. 当  $\omega_i = 1$   $(i = 1, 2, \dots, n)$  时,(11) 式就是 (10) 式.

## 定义 0.5 (权函数)

设 [a,b] 是有限或无限区间, 在 [a,b] 上的非负函数  $\rho(x)$  满足条件:

(1) 
$$\int_{a}^{b} x^{k} \rho(x) dx$$
 存在且为有限值  $(k = 0, 1, \dots);$ 

(2) 对 [a,b] 上的非负连续函数 g(x), 如果  $\int_a^b g(x)\rho(x)\,\mathrm{d}x = 0$ , 则  $g(x) \equiv 0$ . 则称  $\rho(x)$  为 [a,b] 上的一个**权函数**.

### 定义 0.6(C[a,b] 上的内积)

设  $f(x), g(x) \in C[a, b], \rho(x)$  是 [a, b] 上给定的权函数,则可定义内积

$$(f(x), g(x)) = \int_a^b \rho(x) f(x) g(x) dx.$$
(13)

由此内积导出的范数为

$$||f(x)||_2 = (f(x), f(x))^{\frac{1}{2}} = \left[ \int_a^b \rho(x) f^2(x) \, \mathrm{d}x \right]^{\frac{1}{2}}.$$
 (14)

称 (13) 式和 (14) 式分别为带权  $\rho(x)$  的内积和范数, 特别常用的是  $\rho(x) \equiv 1$  的情形, 即

$$(f(x), g(x)) = \int_{a}^{b} f(x)g(x) dx,$$
$$||f(x)||_{2} = \left(\int_{a}^{b} f^{2}(x) dx\right)^{\frac{1}{2}}.$$

注 容易验证(13)式满足内积定义的四条性质

#### 例题 0.1

若  $\varphi_0, \varphi_1, \dots, \varphi_n$  是 C[a, b] 中的线性无关函数族, 记  $\varphi = \text{span}\{\varphi_0, \varphi_1, \dots, \varphi_n\}$ , 它的格拉姆矩阵为

$$G = G(\varphi_0, \varphi_1, \cdots, \varphi_n) = \begin{pmatrix} (\varphi_0, \varphi_0) & (\varphi_0, \varphi_1) & \cdots & (\varphi_0, \varphi_n) \\ (\varphi_1, \varphi_0) & (\varphi_1, \varphi_1) & \cdots & (\varphi_1, \varphi_n) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ (\varphi_n, \varphi_0) & (\varphi_n, \varphi_1) & \cdots & (\varphi_n, \varphi_n) \end{pmatrix},$$

$$(15)$$

则  $\varphi_0, \varphi_1, \dots, \varphi_n$  线性无关的充要条件是  $\det G(\varphi_0, \varphi_1, \dots, \varphi_n) \neq 0$ 

#### 定义 0.7

$$||f(x) - P^*(x)|| = \min_{P \in H_n} ||f(x) - P(x)||,$$

则称  $P^*(x)$  是 f(x) 在 [a,b] 上的**最佳逼近多项式**. 如果  $P(x) \in \Phi = \text{span}\{\varphi_0, \varphi_1, \cdots, \varphi_n\}$ , 则称相应的  $P^*(x)$ 

为最佳逼近函数. 通常范数  $\|\cdot\|$  取为  $\|\cdot\|_{\infty}$  或  $\|\cdot\|_{2}$ . 若取  $\|\cdot\|_{\infty}$ , 即

$$||f(x) - P^*(x)||_{\infty} = \min_{P \in H_n} ||f(x) - P(x)||_{\infty} = \min_{P \in H_n} \max_{a \leqslant x \leqslant b} |f(x) - P(x)|, \tag{16}$$

则称  $P^*(x)$  为 f(x) 在 [a,b] 上的最优 (最佳) 一致逼近多项式. 这时求  $P^*(x)$  就是求 [a,b] 上使最大误差  $\max_{a\leqslant x\leqslant b}|f(x)-P(x)|$  最小的多项式.

如果范数 ||·|| 取为 ||·||<sub>2</sub>, 即

$$||f(x) - P^*(x)||_2^2 = \min_{P \in H_n} ||f(x) - P(x)||_2^2 = \min_{P \in H_n} \int_a^b [f(x) - P(x)]^2 dx,$$
(17)

则称  $P^*(x)$  为 f(x) 在 [a,b] 上的最佳平方逼近多项式.

若 f(x) 是 [a,b] 上的一个列表函数, 在  $a \leq x_0 < x_1 < \cdots < x_m \leq b$  上给出  $f(x_i)(i=0,1,\cdots,m)$ , 要求  $P^* \in \Phi$  使

$$||f - P^*||_2 = \min_{P \in \Phi} ||f - P||_2 = \min_{P \in \Phi} \sum_{i=0}^m [f(x_i) - P(x_i)]^2,$$
(18)

则称  $P^*(x)$  为 f(x) 的最小二乘拟合.

.