

计 算 方 法

梅立泉

School of Mathematics and Statistics, Xi'an Jiaotong University

第五章函数最优逼近

要求

- 1 了解函数的内积、范数的概念, 及常用的正交多项式

第五章函数最优逼近

要求

- 1 了解函数的内积、范数的概念, 及常用的正交多项式
- 2 掌握正规方程组的得出、最小二乘拟合, 最优平方逼近

第五章函数最优逼近

要求

- 1 了解函数的内积、范数的概念, 及常用的正交多项式
- 2 掌握正规方程组的得出、最小二乘拟合, 最优平方逼近

函数最优逼近

函数逼近问题. 最优平方逼近和最优一致逼近多项式 $p(x)$, 使得在整个区间 $[a, b]$ 上或在点集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ 上 $p(x)$ 与 $f(x)$ 的误差在两种不同度量意义下达到最小.

函数最优逼近

函数逼近问题. 最优平方逼近和最优一致逼近多项式 $p(x)$, 使得在整个区间 $[a, b]$ 上或在点集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ 上 $p(x)$ 与 $f(x)$ 的误差在两种不同度量意义下达到最小.

连续函数空间 $C[a, b]$.

Definition

设 V 是 $C[a, b]$ 的一个线性子空间, 函数 $\phi_0(x), \phi_1(x), \dots, \phi_n(x) \in V \subset C[a, b]$, $c_i \in R (i = 0, 1, \dots, n)$, 如果关系式

$$c_0\phi_0(x) + c_1\phi_1(x) + \dots + c_n\phi_n(x) = 0, \forall x \in [a, b]$$

当且仅当 $c_0 = c_1 = \dots = c_n = 0$ 时成立, 则称 $\phi_0(x), \phi_1(x), \dots, \phi_n(x)$ 线性无关; 否则称 $\phi_0(x), \phi_1(x), \dots, \phi_n(x)$ **线性相关**.

函数的内积和范数

Definition

若线性子空间 V 是由 $n + 1$ 个线性无关的函数 $\phi_0(x), \phi_1(x), \dots, \phi_n(x)$ 所构成, 即 $\forall p(x) \in V$ 都有

$$p(x) = c_0\phi_0(x) + c_1\phi_1(x) + \dots + c_n\phi_n(x).$$

则称 $\phi_0(x), \phi_1(x), \dots, \phi_n(x)$ 是线性子空间 V 的一组基函数, V 是由 $\phi_0(x), \phi_1(x), \dots, \phi_n(x)$ 生成的线性子空间, 记为

$$V = \text{Span}\{\phi_0(x), \phi_1(x), \dots, \phi_n(x)\}.$$

函数的内积和范数

Definition

若线性子空间 V 是由 $n + 1$ 个线性无关的函数 $\phi_0(x), \phi_1(x), \dots, \phi_n(x)$ 所构成, 即 $\forall p(x) \in V$ 都有

$$p(x) = c_0\phi_0(x) + c_1\phi_1(x) + \dots + c_n\phi_n(x).$$

则称 $\phi_0(x), \phi_1(x), \dots, \phi_n(x)$ 是线性子空间 V 的一组基函数, V 是由 $\phi_0(x), \phi_1(x), \dots, \phi_n(x)$ 生成的线性子空间, 记为

$$V = \text{Span}\{\phi_0(x), \phi_1(x), \dots, \phi_n(x)\}.$$

并称 V 是 $n + 1$ 维空间, 系数 c_0, c_1, \dots, c_n 称为 $p(x)$ 在基 $\phi_0(x), \phi_1(x), \dots, \phi_n(x)$ 下的坐标. $p(x)$ 称为广义多项式.

函数的内积和范数

特别地, 若取 $\phi_i(x) = x^i$ ($i = 0, 1, \dots, n$), 显然 $\phi_i(x) \in C[a, b]$, $\phi_i(x)$ ($i = 0, 1, \dots, n$) 线性无关. $\phi_i(x) = x^i$ ($i = 0, 1, \dots, n$) 是它的一组基. $H_n = \text{Span}\{1, x, x^2, \dots, x^n\}$ 是 $C[a, b]$ 的 $n+1$ 维子空间.

函数的内积和范数

特别地, 若取 $\phi_i(x) = x^i$ ($i = 0, 1, \dots, n$), 显然 $\phi_i(x) \in C[a, b]$, $\phi_i(x)$ ($i = 0, 1, \dots, n$) 线性无关. $\phi_i(x) = x^i$ ($i = 0, 1, \dots, n$) 是它的一组基. $H_n = \text{Span}\{1, x, x^2, \dots, x^n\}$ 是 $C[a, b]$ 的 $n+1$ 维子空间.

Definition

已知函数 $f(x), g(x)$ 在点集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ 上的函数值 $f(x_i), g(x_i)$ 和权系数 ω_i ($i = 1, 2, \dots, m$), 则

$$(f, g) = \sum_{i=1}^m \omega_i f(x_i) g(x_i)$$

称为函数 f 与 g 在点集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ 上关于权系数 ω_i 的 **内积**.

函数的内积和范数

Definition

给定 $f, g \in C[a, b]$, $\omega(x)$ 是区间 $[a, b]$ 上的权函数, 则

$$(f, g) = \int_a^b \omega(x) f(x) g(x) dx$$

称为函数 f 与 g 在区间 $[a, b]$ 上关于权函数 $\omega(x)$ 的 **内积**, 式中积分上、下限可取无穷大.

函数的内积和范数

Definition

给定 $f, g \in C[a, b]$, $\omega(x)$ 是区间 $[a, b]$ 上的权函数, 则

$$(f, g) = \int_a^b \omega(x) f(x) g(x) dx$$

称为函数 f 与 g 在区间 $[a, b]$ 上关于权函数 $\omega(x)$ 的 **内积**, 式中积分上、下限可取无穷大.

权系数 $\omega_i > 0$, 权函数 $\omega(x) \geq 0, \forall x \in [a, b]$. 今后凡未给出 ω_i 或 $\omega(x)$ 时, 均默认为 $\omega_i \equiv 1$, 或者 $\omega(x) \equiv 1$.

函数的内积和范数

Definition

给定 $f, g \in C[a, b]$, $\omega(x)$ 是区间 $[a, b]$ 上的权函数, 则

$$(f, g) = \int_a^b \omega(x) f(x) g(x) dx$$

称为函数 f 与 g 在区间 $[a, b]$ 上关于权函数 $\omega(x)$ 的 **内积**, 式中积分上、下限可取无穷大.

权系数 $\omega_i > 0$, 权函数 $\omega(x) \geq 0, \forall x \in [a, b]$. 今后凡未给出 ω_i 或 $\omega(x)$ 时, 均默认为 $\omega_i \equiv 1$, 或者 $\omega(x) \equiv 1$.

容易验证上面定义的两种内积具有以下 **性质**:

(1) $(f, g) = (g, f);$

函数的内积和范数

Definition

给定 $f, g \in C[a, b]$, $\omega(x)$ 是区间 $[a, b]$ 上的权函数, 则

$$(f, g) = \int_a^b \omega(x) f(x) g(x) dx$$

称为函数 f 与 g 在区间 $[a, b]$ 上关于权函数 $\omega(x)$ 的**内积**, 式中积分上、下限可取无穷大.

权系数 $\omega_i > 0$, 权函数 $\omega(x) \geq 0, \forall x \in [a, b]$. 今后凡未给出 ω_i 或 $\omega(x)$ 时, 均默认为 $\omega_i \equiv 1$, 或者 $\omega(x) \equiv 1$.

容易验证上面定义的两种内积具有以下**性质**:

$$(1) (f, g) = (g, f); \quad (2) \forall \alpha \in R, (\alpha f, g) = \alpha(f, g);$$

函数的内积和范数

Definition

给定 $f, g \in C[a, b]$, $\omega(x)$ 是区间 $[a, b]$ 上的权函数, 则

$$(f, g) = \int_a^b \omega(x) f(x) g(x) dx$$

称为函数 f 与 g 在区间 $[a, b]$ 上关于权函数 $\omega(x)$ 的 **内积**, 式中积分上、下限可取无穷大.

权系数 $\omega_i > 0$, 权函数 $\omega(x) \geq 0, \forall x \in [a, b]$. 今后凡未给出 ω_i 或 $\omega(x)$ 时, 均默认为 $\omega_i \equiv 1$, 或者 $\omega(x) \equiv 1$.

容易验证上面定义的两种内积具有以下 **性质**:

- (1) $(f, g) = (g, f)$; (2) $\forall \alpha \in R, (\alpha f, g) = \alpha(f, g)$;
- (3) $(f + h, g) = (f, g) + (h, g)$;

函数的内积和范数

Definition

给定 $f, g \in C[a, b]$, $\omega(x)$ 是区间 $[a, b]$ 上的权函数, 则

$$(f, g) = \int_a^b \omega(x) f(x) g(x) dx$$

称为函数 f 与 g 在区间 $[a, b]$ 上关于权函数 $\omega(x)$ 的 **内积**, 式中积分上、下限可取无穷大.

权系数 $\omega_i > 0$, 权函数 $\omega(x) \geq 0, \forall x \in [a, b]$. 今后凡未给出 ω_i 或 $\omega(x)$ 时, 均默认为 $\omega_i \equiv 1$, 或者 $\omega(x) \equiv 1$.

容易验证上面定义的两种内积具有以下 **性质**:

- (1) $(f, g) = (g, f)$; (2) $\forall \alpha \in R, (\alpha f, g) = \alpha(f, g)$;
- (3) $(f + h, g) = (f, g) + (h, g)$;
- (4) $(f, f) \geq 0, (f, f) = 0 \Leftrightarrow f \equiv 0$.

函数的内积和范数

Definition

由内积可以定义函数 $f(x)$ 的2-范数 $\|f(x)\|_2 = (f, f)^{1/2}$,

(i) 若 $f(x)$ 是定义在点集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ 上的列表函数, 则

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

函数的内积和范数

Definition

由内积可以定义函数 $f(x)$ 的2-范数 $\|f(x)\|_2 = (f, f)^{1/2}$,

(i) 若 $f(x)$ 是定义在点集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ 上的列表函数, 则

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

(ii) 若 $f(x)$ 是定义在区间 $[a, b]$ 上的连续函数, 则

$$\|f(x)\|_2 = \left(\int_a^b \omega(x) f^2(x) dx \right)^{1/2}.$$

函数的内积和范数

对于定义在区间 $[a, b]$ 上的连续函数 $f(x)$, 除了2-范数以外, 还有以下两种常用范数:

$$\|f\|_{\infty} = \max_{a \leq x \leq b} |f(x)|, \quad (\infty\text{-范数}),$$

$$\|f\|_1 = \int_a^b |f(x)| dx, \quad (1\text{-范数}).$$

函数的内积和范数

对于定义在区间 $[a, b]$ 上的连续函数 $f(x)$, 除了2-范数以外, 还有以下两种常用范数:

$$\|f\|_{\infty} = \max_{a \leq x \leq b} |f(x)|, \text{ (}\infty\text{-范数)},$$

$$\|f\|_1 = \int_a^b |f(x)| dx, \text{ (1-范数)}.$$

以上定义的三种范数满足范数定义三条性质:

$$(1) \|f\| \geq 0, \|f\| = 0 \Leftrightarrow f \equiv 0;$$

函数的内积和范数

对于定义在区间 $[a, b]$ 上的连续函数 $f(x)$, 除了2-范数以外, 还有以下两种常用范数:

$$\|f\|_{\infty} = \max_{a \leq x \leq b} |f(x)|, \quad (\infty\text{-范数}),$$

$$\|f\|_1 = \int_a^b |f(x)| dx, \quad (1\text{-范数}).$$

以上定义的三种范数满足范数定义三条性质:

- (1) $\|f\| \geq 0$, $\|f\| = 0 \Leftrightarrow f \equiv 0$;
- (2) $\forall \alpha \in R$, $\|\alpha f\| = |\alpha| \|f\|$;

函数的内积和范数

对于定义在区间 $[a, b]$ 上的连续函数 $f(x)$, 除了2-范数以外, 还有以下两种常用范数:

$$\|f\|_{\infty} = \max_{a \leq x \leq b} |f(x)|, \quad (\infty\text{-范数}),$$

$$\|f\|_1 = \int_a^b |f(x)| dx, \quad (1\text{-范数}).$$

以上定义的三种范数满足范数定义三条性质:

- (1) $\|f\| \geq 0, \|f\| = 0 \Leftrightarrow f \equiv 0$;
- (2) $\forall \alpha \in R, \|\alpha f\| = |\alpha| \|f\|$;
- (3) $\|f + g\| \leq \|f\| + \|g\|$.

Definition

函数逼近问题: Find $p(x) \in V \subset (C[a, b], \|\cdot\|)$, such that

$$\|f(x) - p(x)\| = \min_{g(x) \in V} \|f(x) - g(x)\|.$$

Beinstein多项式 $B_n(f, x) \mapsto f(x)$

$$B_n(f, x) = \sum_{k=0}^n C_n^k f\left(\frac{k}{n}\right) x^k (1-x)^{n-k}.$$

权函数 $\omega(x)$ 满足

- $\omega(x) \geq 0, \forall x \in [a, b]$.
- $\int_a^b \omega(x) dx > 0$.
- $\int_a^b x^k \omega(x) dx \quad (k = 0, 1, 2, \dots)$ 存在.

Definition

(1) 设 $f(x), g(x)$ 是定义在点集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ 上的列表函数, 若内积

$$(f, g) = \sum_{i=1}^m \omega_i f(x_i) g(x_i) = 0,$$

则称 f 与 g 在点集 X 关于权系数 ω_i 正交.

Definition

(1) 设 $f(x), g(x)$ 是定义在点集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ 上的列表函数, 若内积

$$(f, g) = \sum_{i=1}^m \omega_i f(x_i) g(x_i) = 0,$$

则称 f 与 g 在点集 X 关于权系数 ω_i 正交.

(2) 设 $f(x), g(x)$ 是定义在区间 $[a, b]$ 上的连续函数, 若内积

$$(f, g) = \int_a^b \omega(x) f(x) g(x) dx = 0,$$

则称 f 与 g 在区间 $[a, b]$ 上关于权函数 $\omega(x)$ 正交. $[a, b]$ 称为正交区间.

正交多项式

Definition

若函数族 $g_0(x), g_1(x), \dots, g_k(x), \dots$, 满足:

$$(g_i, g_j) = \int_a^b \omega(x) g_i(x) g_j(x) dx = \begin{cases} 0, & j \neq i, \\ \gamma_i > 0, & j = i. \end{cases}$$

则称 $\{g_k(x)\}$ 是区间 $[a, b]$ 上关于权函数 $\omega(x)$ 正交的 **正交函数族**.

若 $\gamma_i \equiv 1$, 则称为标准正交函数族. 特别当 $\{g_k(x)\}$ 是 (k 次) 多项式时, 简称 $g_0(x), g_1(x), \dots, g_k(x), \dots$, 是正交多项式.

正交多项式

Definition

若函数族 $g_0(x), g_1(x), \dots, g_k(x), \dots$, 满足:

$$(g_i, g_j) = \int_a^b \omega(x) g_i(x) g_j(x) dx = \begin{cases} 0, & j \neq i, \\ \gamma_i > 0, & j = i. \end{cases}$$

则称 $\{g_k(x)\}$ 是区间 $[a, b]$ 上关于权函数 $\omega(x)$ 正交的 **正交函数族**.

若 $\gamma_i \equiv 1$, 则称为标准正交函数族. 特别当 $\{g_k(x)\}$ 是 (k 次) 多项式时, 简称 $g_0(x), g_1(x), \dots, g_k(x), \dots$, 是正交多项式.

Property

设 $g_0(x), g_1(x), \dots, g_n(x)$ (n 任意) 是正交多项式, 则它们线性无关.

Corollary

任意次数低于 n 的 k 次多项式 $p_k(x)$ ($k < n$) 与 n 次正交多项式 $g_n(x)$ 正交.

Corollary

任意次数低于 n 的 k 次多项式 $p_k(x)$ ($k < n$) 与 n 次正交多项式 $g_n(x)$ 正交.

证明 由 $g_0(x), g_1(x), \dots, g_k(x)$ 线性无关知, $p_k(x)$ 可由 $g_0(x), g_1(x), \dots, g_k(x)$ 线性表示, 即

$$p_k(x) = c_0 g_0(x) + c_1 g_1(x) + \dots + c_k g_k(x).$$

从而, $(p_k, g_n) = \left(\sum_{j=0}^k c_j g_j, g_n \right) = \sum_{j=0}^k c_j (g_j, g_n) = 0 \quad (k < n).$

正交多项式

Property

在正交区间 $[a, b]$ 或 $[\min x_i, \max x_i]$ 上 $n(n \geq 1)$ 次正交多项式 $g_n(x)$ 恰有 n 个不同的实零点.

正交多项式

Property

在正交区间 $[a, b]$ 或 $[\min x_i, \max x_i]$ 上 $n(n \geq 1)$ 次正交多项式 $g_n(x)$ 恰有 n 个不同的实零点.

证明 (1) 在正交区间上 $g_n(x)$ 必有奇重零点.

正交多项式

Property

在正交区间 $[a, b]$ 或 $[\min x_i, \max x_i]$ 上 $n(n \geq 1)$ 次正交多项式 $g_n(x)$ 恰有 n 个不同的实零点.

证明 (1) 在正交区间上 $g_n(x)$ 必有奇重零点.

反证法 假定方程 $g_n(x) = 0$ 无奇重根, 即 $g_n(x) = 0$ 全是偶重根, 则 $g_n(x) = (x - \alpha_1)^{r_1}(x - \alpha_2)^{r_2} \cdots (x - \alpha_j)^{r_j} q(x)$, 其中 $q(x) \neq 0$ 且不变号 (不妨设 $q(x) > 0$), r_1, r_2, \dots, r_j 均是偶数 且 $r_1 + r_2 + \cdots + r_j \leq n$. 由 $q(x) > 0$ 知 $g_n(x) \geq 0$, 从而

$$0 = (g_0, g_n) = (1, g_n) = \sum_{i=1}^m \omega_i g_n(x_i) > 0,$$

或者 $0 = (g_0, g_n) = (1, g_n) = \int_a^b \omega(x) g_n(x) dx > 0$, 得到矛盾.

正交多项式

(2) 证结论 设奇重零点 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k$ 的重数分别为 r_1, r_2, \dots, r_k 且 $r_1 + r_2 + \dots + r_k \leq n$, 则

$$g_n(x) = (x - \alpha_1)^{r_1} (x - \alpha_2)^{r_2} \cdots (x - \alpha_k)^{r_k} q(x),$$

其中 $q(x)$ 不变号, 设 $q(x) \geq 0$. 假定 $k < n$, 构造 k 次多项式

$$p_k(x) = (x - \alpha_1)(x - \alpha_2) \cdots (x - \alpha_k).$$

由推论知

$$0 = (p_k, g_n) = \sum_{i=1}^m \omega_i (x_i - \alpha_1)^{r_1+1} (x_i - \alpha_2)^{r_2+1} \cdots (x_i - \alpha_k)^{r_k+1} q(x_i) > 0,$$

$$0 = (p_k, g_n) = \int_a^b \omega(x) (x - \alpha_1)^{r_1+1} \cdots (x - \alpha_k)^{r_k+1} q(x) dx > 0.$$

得到矛盾, 这说明 $k \geq n$.

正交多项式

(2) 证结论 设奇重零点 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k$ 的重数分别为 r_1, r_2, \dots, r_k 且 $r_1 + r_2 + \dots + r_k \leq n$, 则

$$g_n(x) = (x - \alpha_1)^{r_1} (x - \alpha_2)^{r_2} \cdots (x - \alpha_k)^{r_k} q(x),$$

其中 $q(x)$ 不变号, 设 $q(x) \geq 0$. 假定 $k < n$, 构造 k 次多项式

$$p_k(x) = (x - \alpha_1)(x - \alpha_2) \cdots (x - \alpha_k).$$

由推论知

$$0 = (p_k, g_n) = \sum_{i=1}^m \omega_i (x_i - \alpha_1)^{r_1+1} (x_i - \alpha_2)^{r_2+1} \cdots (x_i - \alpha_k)^{r_k+1} q(x_i) > 0,$$

$$0 = (p_k, g_n) = \int_a^b \omega(x) (x - \alpha_1)^{r_1+1} \cdots (x - \alpha_k)^{r_k+1} q(x) dx > 0.$$

得到矛盾, 这说明 $k \geq n$. $g_n(x)$ 是 n 次多项式, 它最多有 n 个零点, 故 $k = n$. 由此可知 $r_1 = r_2 = \dots = r_n = 1$, 即 $g_n(x)$ 有 n 个不同的实零点.

正交多项式

Property

设 $g_0(x), g_1(x), \dots, g_k(x), \dots$ 是最高次项系数为1的正交多项式, 则有以下三项递推关系

$$g_{k+1}(x) = (x - b_k)g_k(x) - c_k g_{k-1}(x), \quad k = 1, 2, \dots,$$

其中 $b_k = \beta_k / \gamma_k$, $c_k = \gamma_k / \gamma_{k-1}$, $\beta_k = (xg_k, g_k)$, $\gamma_k = (g_k, g_k)$.

正交多项式

Property

设 $g_0(x), g_1(x), \dots, g_k(x), \dots$ 是最高次项系数为1的正交多项式, 则有以下三项递推关系

$$g_{k+1}(x) = (x - b_k)g_k(x) - c_k g_{k-1}(x), \quad k = 1, 2, \dots,$$

其中 $b_k = \beta_k / \gamma_k$, $c_k = \gamma_k / \gamma_{k-1}$, $\beta_k = (xg_k, g_k)$, $\gamma_k = (g_k, g_k)$.

证明 $xg_k(x)$ 是 $k+1$ 次多项式, 它可由正交多项式 $g_0(x), g_1(x), \dots, g_{k+1}(x)$ 线性表示, 即

$$xg_k(x) = b_0 g_0(x) + b_1 g_1(x) + \dots + b_k g_k(x) + b_{k+1} g_{k+1}(x).$$

比较上式两边 x^{k+1} 的系数得 $b_{k+1} = 1$.

正交多项式

对上式两边用 $g_j(x)$ ($j = 0, 1, \dots, k$)作内积,
得 $(xg_k, g_j) = b_j(g_j, g_j)$. 所以

$$b_j = (xg_k, g_j)/(g_j, g_j), \quad j = 0, 1, \dots, k.$$

正交多项式

对上式两边用 $g_j(x)$ ($j = 0, 1, \dots, k$)作内积,
得 $(xg_k, g_j) = b_j(g_j, g_j)$. 所以

$$b_j = (xg_k, g_j)/(g_j, g_j), \quad j = 0, 1, \dots, k.$$

1) 当 $j = 0, 1, \dots, k-2$ 时, 由

于 $xg_j(x)$ 是 $j+1$ ($1 \leq j+1 \leq k-1$)次多项式, 于是

$$(xg_k, g_j) = (g_k, xg_j) = 0.$$

故 $b_j = 0, j = 0, 1, \dots, k-2$.

正交多项式

对上式两边用 $g_j(x) (j = 0, 1, \dots, k)$ 作内积,
得 $(xg_k, g_j) = b_j(g_j, g_j)$. 所以

$$b_j = (xg_k, g_j) / (g_j, g_j), \quad j = 0, 1, \dots, k.$$

1) 当 $j = 0, 1, \dots, k-2$ 时, 由

于 $xg_j(x)$ 是 $j+1$ ($1 \leq j+1 \leq k-1$)次多项式, 于是

$$(xg_k, g_j) = (g_k, xg_j) = 0.$$

故 $b_j = 0, j = 0, 1, \dots, k-2$.

2) 当 $j = k-1$ 时, $xg_{k-1}(x)$ 是 k 次多项式, 于是

$$xg_{k-1}(x) = b_0^*g_0(x) + b_1^*g_1(x) + \dots + b_{k-1}^*g_{k-1}(x) + g_k(x).$$

则 $(xg_k, g_{k-1}) = (g_k, xg_{k-1}) = (g_k, g_k) = \gamma_k$, 故

$$b_{k-1} = (xg_k, g_{k-1}) / (g_{k-1}, g_{k-1}) = \gamma_k / \gamma_{k-1}.$$

3) 当 $j = k$ 时, $b_k = (xg_k, g_k)/(g_k, g_k) = \beta_k/\gamma_k$.

3) 当 $j = k$ 时, $b_k = (xg_k, g_k)/(g_k, g_k) = \beta_k/\gamma_k$. 由以上可得

$$xg_k(x) = b_{k-1}g_{k-1}(x) + b_k g_k(x) + g_{k+1}(x)$$

$$= \frac{\gamma_k}{\gamma_{k-1}}g_{k-1}(x) + \frac{\beta_k}{\gamma_k}g_k(x) + g_{k+1}(x).$$

$$\therefore g_{k+1}(x) = \left(x - \frac{\beta_k}{\gamma_k}\right)g_k(x) - \frac{\gamma_k}{\gamma_{k-1}}g_{k-1}(x).$$

正交多项式

3) 当 $j = k$ 时, $b_k = (xg_k, g_k)/(g_k, g_k) = \beta_k/\gamma_k$. 由以上可得

$$xg_k(x) = b_{k-1}g_{k-1}(x) + b_k g_k(x) + g_{k+1}(x)$$

$$= \frac{\gamma_k}{\gamma_{k-1}}g_{k-1}(x) + \frac{\beta_k}{\gamma_k}g_k(x) + g_{k+1}(x).$$

$$\therefore g_{k+1}(x) = (x - \frac{\beta_k}{\gamma_k})g_k(x) - \frac{\gamma_k}{\gamma_{k-1}}g_{k-1}(x).$$

注意 $g_0(x) \equiv 1$, 由 $xg_0(x) = b_0g_0(x) + g_1(x)$,

有 $(g_0, xg_0) = b_0(g_0, g_0)$. 由此可得

$$b_0 = (g_0, xg_0)/(g_0, g_0) = \beta_0/\gamma_0.$$

所以, $g_1(x) = (x - b_0)g_0(x) = x - \beta_0/\gamma_0$

正交多项式

于是可由以下三项递推关系逐次构造正交多项式序列 $\{g_k(x)\}$.

$$\begin{cases} g_0(x) = 1, \\ g_1(x) = x - \beta_0/\gamma_0, \\ g_{k+1}(x) = (x - b_k)g_k(x) - c_k g_{k-1}(x), \quad k = 1, 2, \dots \end{cases}$$

常用的几个正交多项式

1) 勒让德(Legendre)多项式

Rodrigues' Formula $p_k(x) = \frac{1}{2^k k!} \frac{d^k (x^2 - 1)^k}{dx^k}, \quad k = 0, 1, 2, \dots$

是在区间 $[-1, 1]$ 上关于 $\omega(x) \equiv 1$ 正交的正交多项式.

常用的几个正交多项式

1) 勒让德(Legendre)多项式

Rodrigues' Formula $p_k(x) = \frac{1}{2^k k!} \frac{d^k (x^2 - 1)^k}{dx^k}, \quad k = 0, 1, 2, \dots$

是在区间 $[-1, 1]$ 上关于 $\omega(x) \equiv 1$ 正交的正交多项式.

三项递推关系:

$$(k+1)p_{k+1}(x) = (2k+1)x p_k(x) - k p_{k-1}(x), \quad k = 1, 2, \dots$$

$p_k(x)$ 的最高次项 x^k 的系数 $a_k = \frac{(2k)!}{2^k (k!)^2}$.

常用的几个正交多项式

1) 勒让德(Legendre)多项式

Rodrigues' Formula
$$p_k(x) = \frac{1}{2^k k!} \frac{d^k (x^2 - 1)^k}{dx^k}, \quad k = 0, 1, 2, \dots$$

是在区间 $[-1, 1]$ 上关于 $\omega(x) \equiv 1$ 正交的正交多项式.

三项递推关系:

$$(k+1)p_{k+1}(x) = (2k+1)x p_k(x) - k p_{k-1}(x), \quad k = 1, 2, \dots$$

$p_k(x)$ 的最高次项 x^k 的系数 $a_k = \frac{(2k)!}{2^k (k!)^2}$.

前几个勒让德多项式为

$$p_0(x) = 1, \quad p_1(x) = x, \quad p_2(x) = \frac{1}{2}(3x^2 - 1), \quad p_3(x) = \frac{1}{2}(5x^3 - 3x),$$

$$(p_k, p_k) = \int_{-1}^1 p_k^2(x) dx = \frac{2}{2k+1}.$$

常用的几个正交多项式

2) 拉盖尔(Laguerre)多项式

$$L_k(x) = e^x \frac{d^k(x^k e^{-x})}{dx^k}, \quad k = 0, 1, 2, \dots,$$

在区间 $[0, +\infty)$ 上关于权函数 $\omega(x) = e^{-x}$ 正交.

常用的几个正交多项式

2) 拉盖尔(Laguerre)多项式

$$L_k(x) = e^x \frac{d^k(x^k e^{-x})}{dx^k}, \quad k = 0, 1, 2, \dots,$$

在区间 $[0, +\infty)$ 上关于权函数 $\omega(x) = e^{-x}$ 正交.

三项递推关系

$$L_{k+1}(x) = (1 + 2k - x)L_k(x) - k^2 L_{k-1}(x), \quad k = 1, 2, \dots$$

$L_k(x)$ 的最高次项 x^k 的系数 $a_k = (-1)^k$.

常用的几个正交多项式

2) 拉盖尔(Laguerre)多项式

$$L_k(x) = e^x \frac{d^k(x^k e^{-x})}{dx^k}, \quad k = 0, 1, 2, \dots,$$

在区间 $[0, +\infty)$ 上关于权函数 $\omega(x) = e^{-x}$ 正交.

三项递推关系

$$L_{k+1}(x) = (1 + 2k - x)L_k(x) - k^2 L_{k-1}(x), \quad k = 1, 2, \dots$$

$L_k(x)$ 的最高次项 x^k 的系数 $a_k = (-1)^k$.

前几个拉盖尔多项式为

$$L_0(x) = 1, \quad L_1(x) = -x + 1, \quad L_2(x) = x^2 - 4x + 2,$$

$$L_3(x) = -x^3 + 9x^2 - 18x + 6,$$

$$(L_k, L_k) = \int_0^{+\infty} e^{-x} L_k^2(x) dx = (k!)^2.$$

常用的几个正交多项式

3) 埃尔米特(Hermite)多项式

$$H_k(x) = (-1)^k e^{x^2} \frac{d^k e^{-x^2}}{dx^k}, \quad k = 0, 1, 2, \dots,$$

在区间 $(-\infty, +\infty)$ 上关于权函数 $\omega(x) = e^{-x^2}$ 正交.

常用的几个正交多项式

3) 埃尔米特(Hermite)多项式

$$H_k(x) = (-1)^k e^{x^2} \frac{d^k e^{-x^2}}{dx^k}, \quad k = 0, 1, 2, \dots,$$

在区间 $(-\infty, +\infty)$ 上关于权函数 $\omega(x) = e^{-x^2}$ 正交.

三项递推关系

$$H_{k+1}(x) = 2xH_k(x) - 2kH_{k-1}(x), \quad k = 1, 2, \dots,$$

$H_k(x)$ 的最高次项 x^k 的系数 $a_k = 2^k$.

常用的几个正交多项式

3) 埃尔米特(Hermite)多项式

$$H_k(x) = (-1)^k e^{x^2} \frac{d^k e^{-x^2}}{dx^k}, \quad k = 0, 1, 2, \dots,$$

在区间 $(-\infty, +\infty)$ 上关于权函数 $\omega(x) = e^{-x^2}$ 正交.

三项递推关系

$$H_{k+1}(x) = 2xH_k(x) - 2kH_{k-1}(x), \quad k = 1, 2, \dots,$$

$H_k(x)$ 的最高次项 x^k 的系数 $a_k = 2^k$.

前几个埃尔米特多项式为

$$H_0(x) = 1, \quad H_1(x) = 2x, \quad H_2(x) = 4x^2 - 2,$$

$$H_3(x) = 8x^3 - 12x, \quad H_4(x) = 16x^4 - 48x^2 + 12,$$

$$(H_k, H_k) = \int_{-\infty}^{\infty} e^{-x^2} H_k^2(x) dx = 2^k (k!) \sqrt{\pi}.$$

常用的几个正交多项式

4) 切比雪夫(Chebyshev)多项式

$$T_k(x) = \cos(k \arccos x), \quad -1 \leq x \leq 1, \quad k = 0, 1, 2, \dots,$$

显然, $T_0(x) = 1$, $T_1(x) = x$.

常用的几个正交多项式

4) 切比雪夫(Chebyshev)多项式

$$T_k(x) = \cos(k \arccos x), \quad -1 \leq x \leq 1, \quad k = 0, 1, 2, \dots,$$

显然, $T_0(x) = 1$, $T_1(x) = x$. 切比雪夫多项式具有以下性质:

Property

切比雪夫多项式在区间 $[-1, 1]$ 关于权函数 $\omega(x) = \frac{1}{\sqrt{1-x^2}}$ 正交.

常用的几个正交多项式

4) 切比雪夫(Chebyshev)多项式

$$T_k(x) = \cos(k \arccos x), \quad -1 \leq x \leq 1, \quad k = 0, 1, 2, \dots,$$

显然, $T_0(x) = 1$, $T_1(x) = x$. 切比雪夫多项式具有以下性质:

Property

切比雪夫多项式在区间 $[-1, 1]$ 关于权函数 $\omega(x) = \frac{1}{\sqrt{1-x^2}}$ 正交.

证明

$$(T_k, T_j) = \int_{-1}^1 \frac{T_k(x) T_j(x)}{\sqrt{1-x^2}} dx \stackrel{x=\cos\theta}{=} \int_0^\pi \cos k\theta \cos j\theta d\theta = \begin{cases} 0, & k \neq j, \\ \pi, & k = j = 0, \\ \frac{\pi}{2}, & k = j \neq 0. \end{cases}$$

常用的几个正交多项式

Property

三项递推关系

$$T_{k+1}(x) = 2xT_k(x) - T_{k-1}(x), \quad k = 1, 2, \dots,$$

常用的几个正交多项式

Property

三项递推关系

$$T_{k+1}(x) = 2xT_k(x) - T_{k-1}(x), \quad k = 1, 2, \dots,$$

证明 $\theta \triangleq \arccos x$, 则 $T_k(x) = \cos k\theta$. 所以,

$$T_{k+1}(x) + T_{k-1}(x) = \cos(k+1)\theta + \cos(k-1)\theta = 2\cos\theta \cos k\theta = 2xT_k(x).$$

常用的几个正交多项式

Property

三项递推关系

$$T_{k+1}(x) = 2xT_k(x) - T_{k-1}(x), \quad k = 1, 2, \dots,$$

证明 $\theta \triangleq \arccos x$, 则 $T_k(x) = \cos k\theta$. 所以,

$$T_{k+1}(x) + T_{k-1}(x) = \cos(k+1)\theta + \cos(k-1)\theta = 2\cos\theta \cos k\theta = 2xT_k(x).$$

由三项递推关系可得前几个切比雪夫多项式:

$$T_0(x) = 1, \quad T_1(x) = x, \quad T_2(x) = 2x^2 - 1, \quad T_3(x) = 4x^3 - 3x,$$

$$T_4(x) = 8x^4 - 8x^2 + 1, \quad T_5(x) = 16x^5 - 20x^3 + 5x, \dots,$$

常用的几个正交多项式

Property

$T_k(x)$ 是最高次项为 $2^{k-1}x^k$ 的 k 次多项式, 且 $T_{2k}(x)$ 只含 x 的偶次幂, $T_{2k+1}(x)$ 只含 x 的奇次幂.

常用的几个正交多项式

Property

$T_k(x)$ 是最高次项为 $2^{k-1}x^k$ 的 k 次多项式, 且 $T_{2k}(x)$ 只含 x 的偶次幂, $T_{2k+1}(x)$ 只含 x 的奇次幂.

Property

$T_k(x)$ 在区间 $[-1, 1]$ 上有 k 个零点

$$x_i = \cos \frac{2i+1}{2k} \pi, \quad i = 0, 1, \dots, k-1.$$

常用的几个正交多项式

Property

$T_k(x)$ 是最高次项为 $2^{k-1}x^k$ 的 k 次多项式, 且 $T_{2k}(x)$ 只含 x 的偶次幂, $T_{2k+1}(x)$ 只含 x 的奇次幂.

Property

$T_k(x)$ 在区间 $[-1, 1]$ 上有 k 个零点

$$x_i = \cos \frac{2i+1}{2k} \pi, \quad i = 0, 1, \dots, k-1.$$

Property

在区间 $[-1, 1]$ 上 $|T_k(x)| \leq 1$, 在 $k+1$ 个极值点 $x_i = \cos \frac{i\pi}{k}$ ($i = 0, 1, \dots, k$) 处, $T_k(x)$ 依次交替地取最大值 1 和最小值 -1.

常用的几个正交多项式

Property

(切比雪夫多项式的极性) 设 $p_n(x)$ 是最高次项系数为 1 的 n 次多项式, 则

$$\max_{-1 \leq x \leq 1} |p_n(x)| \geq \max_{-1 \leq x \leq 1} |2^{1-n} T_n(x)| = 2^{1-n}.$$

常用的几个正交多项式

Property

(切比雪夫多项式的极性) 设 $p_n(x)$ 是最高次项系数为1的 n 次多项式, 则

$$\max_{-1 \leq x \leq 1} |p_n(x)| \geq \max_{-1 \leq x \leq 1} |2^{1-n} T_n(x)| = 2^{1-n}.$$

证明 反证法 假定存在最高次项系数为1的 n 次多项式 $\bar{p}_n(x)$, 使

$$\max_{-1 \leq x \leq 1} |\bar{p}_n(x)| < \max_{-1 \leq x \leq 1} |2^{1-n} T_n(x)| = 2^{1-n}.$$

令 $E(x) = 2^{1-n} T_n(x) - \bar{p}_n(x)$. 显然, $E(x)$ 是不超过 $n-1$ 次的多项式.

常用的几个正交多项式

在 $T_n(x)$ 的 $n+1$ 个极值点 x_i ($i = 0, 1, \dots, n$) 处

$$E(x_0) = 2^{1-n} - \bar{p}_n(x_0) > 0,$$

$$E(x_1) = -2^{1-n} - \bar{p}_n(x_1) < 0,$$

$$E(x_2) = 2^{1-n} - \bar{p}_n(x_2) > 0,$$

...

$$E(x_n) = (-1)^n 2^{1-n} - \bar{p}_n(x_n) = \begin{cases} > 0, & n \text{ 是偶数,} \\ < 0, & n \text{ 是奇数.} \end{cases}$$

据此, 由连续函数的零点存在定理知方程 $E(x) = 0$ 在区间 $[-1, 1]$ 上有 n 个根, 而 $E(x)$ 是不超过 $n-1$ 次的多项式, $E(x) = 0$ 最多有 $n-1$ 个根, 得到矛盾. 这个矛盾说明假定不成立.

切比雪夫(Chebyshev)插值

Property

使 $\max_{-1 \leq x \leq 1} |(x - x_0)(x - x_1) \cdots (x - x_n)|$ 的值尽可能小的实数 $-1 \leq x_0, \cdots, x_n \leq 1$ 的选取是 $x_i = \cos \frac{(2i+1)\pi}{2(n+1)}, i = 0, 1, \cdots, n$, 而且最小值是 $\frac{1}{2^n}$. 事实上, 最小值是通过

$$(x - x_0)(x - x_1) \cdots (x - x_n) = \frac{1}{2^n} T_{n+1}(x)$$

达到的, 这里 $T_{n+1}(x)$ 是 $n+1$ 次 Chebyshev 多项式。

切比雪夫(Chebyshev)插值

Property

使 $\max_{-1 \leq x \leq 1} |(x - x_0)(x - x_1) \cdots (x - x_n)|$ 的值尽可能小的实数 $-1 \leq x_0, \cdots, x_n \leq 1$ 的选取是 $x_i = \cos \frac{(2i+1)\pi}{2(n+1)}, i = 0, 1, \cdots, n$, 而且最小值是 $\frac{1}{2^n}$. 事实上, 最小值是通过

$$(x - x_0)(x - x_1) \cdots (x - x_n) = \frac{1}{2^n} T_{n+1}(x)$$

达到的, 这里 $T_{n+1}(x)$ 是 $n+1$ 次 Chebyshev 多项式。

由定理知: 如果插值区间 $[-1, 1]$ 的 $n+1$ 个插值节点取为 $n+1$ 次 Chebyshev 多项式 $T_{n+1}(x)$ 的根, 那么就能使插值误差最小化,

$$x_i = \cos \frac{(2i+1)\pi}{2(n+1)}, i = 0, 1, \cdots, n$$

切比雪夫(Chebyshev)插值

采用Chebyshev多项式 $T_{n+1}(x)$ 的根作为插值节点的插值多项式称为**Chebyshev插值多项式**。

Chebyshev插值多项式通过选取插值点可以消除Runge现象。

切比雪夫(Chebyshev)插值

采用Chebyshev多项式 $T_{n+1}(x)$ 的根作为插值节点的插值多项式称为**Chebyshev插值多项式**。

Chebyshev插值多项式通过选取插值点可以消除Runge现象。

推广到一般的插值区间 $[a, b]$

Property

在区间 $[a, b]$ 上, Chebyshev插值节点

$$x_i = \frac{a+b}{2} + \frac{b-a}{2} \cos \frac{(2i+1)\pi}{2(n+1)}, i = 0, 1, \dots, n$$

不等式

$$|(x - x_0)(x - x_1) \cdots (x - x_n)| \leq \frac{(\frac{b-a}{2})^{n+1}}{2^n}$$

最优平方逼近

Definition

设 $f(x)$ 是定义在点集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ 上的列表函数或者 $f(x)$ 是定义在区间 $[a, b]$ 上表达式复杂的连续函数. 构造广义多项式

$$p(x) = c_0\phi_0(x) + c_1\phi_1(x) + \dots + c_n\phi_n(x)$$

使

$$\|p(x) - f(x)\|_2^2$$

达到最小. 其中 c_0, c_1, \dots, c_n 是待定参数, $\phi_i(x) (i = 0, 1, \dots, n)$ 是已知的一组线性无关的函数 (称为基函数, 它的选取与具体问题有关.). 取 $p(x)$ 作为 $f(x)$ 的近似表达式就是最优平方逼近问题.

最小二乘拟合

$f(x)$ 是定义在点集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ 上的列表函数, 设在点 x_i 处的函数值为 y_i ,

$$\|p - f\|_2^2 = (p - f, p - f) = \sum_{i=1}^m \omega_i (p(x_i) - y_i)^2.$$

这时所求得的 $p(x)$ 称为**最小二乘拟合函数**.

最小二乘拟合

$f(x)$ 是定义在点集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ 上的列表函数, 设在点 x_i 处的函数值为 y_i ,

$$\|p - f\|_2^2 = (p - f, p - f) = \sum_{i=1}^m \omega_i (p(x_i) - y_i)^2.$$

这时所求得的 $p(x)$ 称为**最小二乘拟合函数**.

若取 $\phi_i(x) = x^i$ ($i = 0, 1, \dots, n$), 则

$$p(x) = p_n(x) = c_0 + c_1x + c_2x^2 + \dots + c_nx^n$$

称为**最小二乘拟合多项式**. 取 $p(x)$ 作为函数 $f(x)$ 的近似表达式的误差为

$$\|p - f\|_2 = \sqrt{\sum_{i=1}^m \omega_i (p(x_i) - y_i)^2}.$$

最优平方逼近

当 $f(x)$ 是定义在区间 $[a, b]$ 上的连续函数时,

$$\|p - f\|_2^2 = (p - f, p - f) = \int_a^b \omega(x) (p(x) - f(x))^2 dx.$$

这时所求得的 $p(x)$ 称为 $f(x)$ 在区间 $[a, b]$ 上关于权函数 $\omega(x)$ 的**最优平方逼近函数**.

其误差为

$$\|p - f\|_2 = \left(\int_a^b \omega(x) (p(x) - f(x))^2 dx \right)^{1/2}.$$

正规方程组

求最小二乘拟合函数或最优平方逼近函数 $p(x)$ 的问题, 即求解以下无条件极值问题

$$\min S(c_0, c_1, \dots, c_n) = \min \|p - f\|_2^2 .$$

正规方程组

求最小二乘拟合函数或最优平方逼近函数 $p(x)$ 的问题, 即求解以下无条件极值问题

$$\min S(c_0, c_1, \dots, c_n) = \min \|p - f\|_2^2.$$

因

$$\begin{aligned} S &= \|p - f\|_2^2 = (p - f, p - f) = (p, p) - 2(p, f) + (f, f) \\ &= \left(\sum_{i=0}^n c_i \phi_i, \sum_{j=0}^n c_j \phi_j \right) - 2 \left(\sum_{i=0}^n c_i \phi_i, f \right) + (f, f) \\ &= \sum_{i=0}^n c_i \sum_{j=0}^n c_j (\phi_i, \phi_j) - 2 \sum_{i=0}^n c_i (\phi_i, f) + (f, f). \end{aligned}$$

由多元函数求极值的条件, 令

$$\frac{\partial S}{\partial c_k} = 0, \quad k = 0, 1, \dots, n.$$

正规方程组

而

$$\begin{aligned}\frac{\partial S}{\partial c_k} &= \sum_{j=0}^n c_j(\phi_k, \phi_j) + \sum_{i=0}^n c_i(\phi_i, \phi_k) - 2(\phi_k, f) \\ &= 2 \sum_{j=0}^n c_j(\phi_k, \phi_j) - 2(\phi_k, f).\end{aligned}$$

得到关于参数 c_0, c_1, \dots, c_n 的线性方程组

$$\sum_{j=0}^n (\phi_k, \phi_j) c_j = (\phi_k, f), \quad k = 0, 1, \dots, n.$$

称为最优平方逼近问题的正规方程组或法方程组. 从正规方程组求得 c_0, c_1, \dots, c_n 后, 代入即得最小二乘拟合函数或最优平方逼近函数 $p(x)$.

正规方程组

正规方程组可以改写为 $(\phi_k, p - f) = 0, \quad k = 0, 1, \dots, n.$

这说明 $p(x) - f(x)$ 与所有基函数 $\phi_k(x)$ ($k = 0, 1, \dots, n$)正交.

正规方程组

正规方程组可以改写为 $(\phi_k, p - f) = 0, \quad k = 0, 1, \dots, n.$

这说明 $p(x) - f(x)$ 与所有基函数 $\phi_k(x)$ ($k = 0, 1, \dots, n$)正交.

正规方程组的矩阵形式为

$$\begin{pmatrix} (\phi_0, \phi_0) & (\phi_0, \phi_1) & \cdots & (\phi_0, \phi_n) \\ (\phi_1, \phi_0) & (\phi_1, \phi_1) & \cdots & (\phi_1, \phi_n) \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ (\phi_n, \phi_0) & (\phi_n, \phi_1) & \cdots & (\phi_n, \phi_n) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} c_0 \\ c_1 \\ \vdots \\ c_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} (\phi_0, f) \\ (\phi_1, f) \\ \cdots \\ (\phi_n, f) \end{pmatrix}.$$

方程组的系数矩阵是对称正定矩阵. 所以, 正规方程组的解存在且唯一, 即最小二乘拟合函数或最优平方逼近函数 $p(x)$ 存在且唯一. 正规方程组可用改进平方根法或共轭梯度法求解. 通常 n 较大时, 正规方程组是病态方程组, 一般取 $n \leq 6$.

正规方程组

若取 $\phi_0, \phi_1, \dots, \phi_n$ 是一组正交函数 g_0, g_1, \dots, g_n ，则正规方程组简化为

$$(g_k, g_k)c_k = (g_k, f), \quad k = 0, 1, \dots, n.$$

从而, $c_k = (g_k, f)/(g_k, g_k)$, $k = 0, 1, \dots, n$.

将 $c_k (k = 0, 1, \dots, n)$ 代入, 即得 $f(x)$ 的**最小二乘拟合函数**或**最优平方逼近函数**

$$p(x) = \sum_{k=0}^n \frac{(g_k, f)}{(g_k, g_k)} g_k(x).$$

正规方程组

当 $f(x)$ 是定义在点集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ 上的列表函数时, 内积

$$(\phi_k, \phi_j) = \sum_{i=1}^m \omega_i \phi_k(x_i) \phi_j(x_i), \quad k, j = 0, 1, \dots, n.$$

$$(\phi_k, f) = \sum_{i=1}^m \omega_i \phi_k(x_i) f(x_i) = \sum_{i=1}^m \omega_i \phi_k(x_i) y_i, \quad k = 0, 1, \dots, n.$$

于是正规方程组可以写成

$$G^T W G c = G^T W y$$

其中

$$G = \begin{pmatrix} \phi_0(x_1) & \phi_1(x_1) & \cdots & \phi_n(x_1) \\ \phi_0(x_2) & \phi_1(x_2) & \cdots & \phi_n(x_2) \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \phi_0(x_m) & \phi_1(x_m) & \cdots & \phi_n(x_m) \end{pmatrix},$$

$$W = \text{diag}(\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_m), \quad y = (y_1, y_2, \dots, y_m)^T.$$

正规方程组

$$W = \text{diag}(\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_m), \quad y = (y_1, y_2, \dots, y_m)^T.$$

特别当权系数 $\omega_i \equiv 1$ 时, 方程组为

$$G^T G c = G^T y.$$

这时, 若取 $\phi_i(x) = x^i$ ($i = 0, 1, \dots, n$), 则矩阵

$$G = \begin{pmatrix} 1 & x_1 & x_1^2 & \cdots & x_1^n \\ 1 & x_2 & x_2^2 & \cdots & x_2^n \\ 1 & x_3 & x_3^2 & \cdots & x_3^n \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ 1 & x_m & x_m^2 & \cdots & x_m^n \end{pmatrix}.$$

正规方程组

再由内积 $(\phi_k, \phi_j) = \sum_{i=1}^m \phi_k(x_i) \phi_j(x_i) = \sum_{i=1}^m x_i^{k+j} \quad (k, j = 0, 1, \dots, n)$

知正规方程组又可以表示为

正规方程组

再由内积 $(\phi_k, \phi_j) = \sum_{i=1}^m \phi_k(x_i) \phi_j(x_i) = \sum_{i=1}^m x_i^{k+j} \quad (k, j = 0, 1, \dots, n)$

知正规方程组又可以表示为

$$\begin{pmatrix} \sum_{i=1}^m 1 & \sum_{i=1}^m x_i & \cdots & \sum_{i=1}^m x_i^n \\ \sum_{i=1}^m x_i & \sum_{i=1}^m x_i^2 & \cdots & \sum_{i=1}^m x_i^{n+1} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \sum_{i=1}^m x_i^n & \sum_{i=1}^m x_i^{n+1} & \cdots & \sum_{i=1}^m x_i^{2n} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} c_0 \\ c_1 \\ \vdots \\ c_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sum_{i=1}^m y_i \\ \sum_{i=1}^m x_i y_i \\ \cdots \\ \sum_{i=1}^m x_i^n y_i \end{pmatrix}.$$

最优平方逼近函数

一般, 求函数 $f(x)$ 的最小二乘拟合函数或最优平方逼近函数有三种方法:

(1) 根据问题的特点选择一组线性无关的基函数 $\phi_0(x), \phi_1(x), \dots, \phi_n(x)$, 通过解正规方程组(5.2.9)或(5.2.9'), 求得最小二乘拟合函数或最优平方逼近函数.

最优平方逼近函数

一般, 求函数 $f(x)$ 的最小二乘拟合函数或最优平方逼近函数有三种方法:

(1) 根据问题的特点选择一组线性无关的基函数 $\phi_0(x), \phi_1(x), \dots, \phi_n(x)$, 通过解正规方程组(5.2.9)或(5.2.9'), 求得最小二乘拟合函数或最优平方逼近函数.

(2) 利用三项递推关系构造正交多项式 $g_0(x), g_1(x), \dots, g_k(x), \dots$. 由

$$p(x) = \sum_{k=0}^n \frac{(g_k, f)}{(g_k, g_k)} g_k(x).$$

得到最小二乘拟合多项式或最优平方逼近函数.

最优平方逼近函数

一般, 求函数 $f(x)$ 的最小二乘拟合函数或最优平方逼近函数有三种方法:

(1) 根据问题的特点选择一组线性无关的基函数 $\phi_0(x), \phi_1(x), \dots, \phi_n(x)$, 通过解正规方程组(5.2.9)或(5.2.9'), 求得最小二乘拟合函数或最优平方逼近函数.

(2) 利用三项递推关系构造正交多项式 $g_0(x), g_1(x), \dots, g_k(x), \dots$. 由

$$p(x) = \sum_{k=0}^n \frac{(g_k, f)}{(g_k, g_k)} g_k(x).$$

得到最小二乘拟合多项式或最优平方逼近函数.

(3) 作变量替换, 利用已知的正交多项式作为基函数构造拟合函数.

最小二乘拟合函数

例5.4 求函数 $f(x) = e^x$ 在区间 $[0, 1]$ 上的最优逼近二次多项式.

解法1 设 $p_2(x) = c_0 + c_1x + c_2x^2$,

则

最小二乘拟合函数

例5.4 求函数 $f(x) = e^x$ 在区间 $[0, 1]$ 上的最优逼近二次多项式.

解法1 设 $p_2(x) = c_0 + c_1x + c_2x^2$,

则 $\phi_0(x) = 1, \phi_1(x) = x, \phi_2(x) = x^2$.

$$(\phi_k, \phi_j) = \int_0^1 x^{k+j} dx = \frac{1}{k+j+1},$$

最小二乘拟合函数

例5.4 求函数 $f(x) = e^x$ 在区间 $[0, 1]$ 上的最优逼近二次多项式.

解法1 设 $p_2(x) = c_0 + c_1x + c_2x^2$,

则 $\phi_0(x) = 1, \phi_1(x) = x, \phi_2(x) = x^2$.

$$(\phi_k, \phi_j) = \int_0^1 x^{k+j} dx = \frac{1}{k+j+1},$$

$$(\phi_0, f) = \int_0^1 e^x dx = e-1, (\phi_1, f) = \int_0^1 xe^x dx = 1, (\phi_2, f) = e-2.$$

由正规方程组(5.2.9')有

$$\begin{pmatrix} 1 & 1/2 & 1/3 \\ 1/2 & 1/3 & 1/4 \\ 1/3 & 1/4 & 1/5 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} c_0 \\ c_1 \\ c_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} e-1 \\ 1 \\ e-2 \end{pmatrix}.$$

解之, 得 $c_0 \approx 1.01299$, $c_1 \approx 0.85114$, $c_2 \approx 0.83917$. 从而,
 $p_2(x) = 1.01299 + 0.85114x + 0.83917x^2$.

最优平方逼近函数

解法2 利用三项递推关系构造正交多项式.

最优平方逼近函数

解法2 利用三项递推关系构造正交多项式. 取

$$g_0(x) = 1$$

$$\beta_0 = (xg_0, g_0) = \int_0^1 x \, dx = \frac{1}{2}, \quad \gamma_0 = (g_0, g_0) = \int_0^1 dx = 1, \quad \text{故}$$

$$g_1(x) = x - \beta_0/\gamma_0 = x - \frac{1}{2}.$$

最优平方逼近函数

解法2 利用三项递推关系构造正交多项式. 取

$$g_0(x) = 1$$

$$\beta_0 = (xg_0, g_0) = \int_0^1 x \, dx = \frac{1}{2}, \quad \gamma_0 = (g_0, g_0) = \int_0^1 dx = 1, \quad \text{故}$$

$$g_1(x) = x - \beta_0/\gamma_0 = x - \frac{1}{2}.$$

$$\beta_1 = (xg_1, g_1) = \int_0^1 x(x - \frac{1}{2})^2 \, dx = \frac{1}{24},$$

$$\gamma_1 = (g_1, g_1) = \int_0^1 (x - \frac{1}{2})^2 \, dx = \frac{1}{12},$$

$$b_1 = \beta_1/\gamma_1 = 1/2, \quad c_1 = \gamma_1/\gamma_0 = 1/12.$$

$$g_2(x) = (x - b_1)g_1(x) - c_1g_0(x) = (x - \frac{1}{2})^2 - \frac{1}{12}.$$

最优平方逼近函数

$$(g_2, g_2) = \int_0^1 \left(\left(x - \frac{1}{2} \right)^2 - \frac{1}{12} \right)^2 dx = \frac{1}{180},$$

$$(g_0, f) = \int_0^1 e^x dx = e - 1,$$

$$(g_1, f) = \int_0^1 \left(x - \frac{1}{2} \right) e^x dx = \frac{1}{2}(3 - e),$$

$$(g_2, f) = \int_0^1 \left(\left(x - \frac{1}{2} \right)^2 - \frac{1}{12} \right) e^x dx = \frac{1}{6}(7e - 19).$$

$$\begin{aligned} p(t) &= \frac{(g_0, f)}{(g_0, g_0)} g_0(x) + \frac{(g_1, f)}{(g_1, g_1)} g_1(x) + \frac{(g_2, f)}{(g_2, g_2)} g_2(x) \\ &= e - 1 + (18 - 6e)\left(x - \frac{1}{2}\right) + 30(7e - 19)\left(\left(x - \frac{1}{2}\right)^2 - \frac{1}{12}\right) \\ &\approx 1.0129\,913\,1 + 0.851\,125\,07x + 0.839\,183\,97x^2. \end{aligned}$$

最优平方逼近函数

解法3 取勒让德正交多项式作为基函数, 先做变换 $x = \frac{t+1}{2}$, $-1 \leq t \leq 1$, 则 $f(t) = e^{\frac{t+1}{2}}$.

最优平方逼近函数

解法3 取勒让德正交多项式作为基函数, 先做变

换 $x = \frac{t+1}{2}$, $-1 \leq t \leq 1$, 则 $f(t) = e^{\frac{t+1}{2}}$. 前三个勒让德正交多项式为

$$p_0(t) = 1, \quad p_1(t) = t, \quad p_2(t) = \frac{1}{2}(3t^2 - 1).$$

则 $f(t)$ 的最优平方逼近函数 $p(x) = c_0 p_0(t) + c_1 p_1(t) + c_2 p_2(t)$.

最优平方逼近函数

解法3 取勒让德正交多项式作为基函数, 先做变

换 $x = \frac{t+1}{2}$, $-1 \leq t \leq 1$, 则 $f(t) = e^{\frac{t+1}{2}}$. 前三个勒让德正交多项式为

$$p_0(t) = 1, \quad p_1(t) = t, \quad p_2(t) = \frac{1}{2}(3t^2 - 1).$$

则 $f(t)$ 的最优平方逼近函数 $p(x) = c_0 p_0(t) + c_1 p_1(t) + c_2 p_2(t)$. 对于勒让德正交多项式 $(p_k, p_k) = 2/(2k+1)$, $k = 0, 1, 2$. 而

$$\begin{aligned} (p_0, f) &= \int_{-1}^1 e^{\frac{t+1}{2}} dt = 2(e-1), & (p_1, f) &= \int_{-1}^1 t e^{\frac{t+1}{2}} dt = 6-2e, \\ (p_2, f) &= \frac{1}{2} \int_{-1}^1 (3t^2-1) e^{\frac{t+1}{2}} dt = 14e-38. \end{aligned}$$

最优平方逼近函数

从而得

$$c_0 = \frac{(p_0, f)}{(p_0, p_0)} \approx 1.718\,282, \quad c_1 = \frac{(p_1, f)}{(p_1, p_1)} \approx 0.845\,155,$$

$$c_2 = \frac{(p_2, f)}{(p_2, p_2)} \approx 0.139\,864.$$

故 $p(t) = 1.718\,282 + 0.845\,155t + 0.069\,932(3t^2 - 1)$.

再将 $t = 2x - 1$ 代入上式, 则得 $f(x)$ 的最优平方逼近函数

$$p(x) = 1.012\,991 + 0.851\,126x + 0.839\,184x^2.$$

最小二乘拟合函数

例5.1 给定数据如下表:

| | | | | | |
|-------|--------|--------|--------|--------|--------|
| x_i | 0 | 0.25 | 0.50 | 0.75 | 1.00 |
| y_i | 1.0000 | 1.2840 | 1.6487 | 2.1170 | 2.7183 |

求最小二乘拟合二次多项式.

解 解法1 设所求的最小二乘拟合多项

式 $p_2(x) = c_0 + c_1x + c_2x^2$, 则根据法方程组有

$$\begin{pmatrix} 5 & 2.5 & 1.875 \\ 2.5 & 1.875 & 1.5625 \\ 1.875 & 1.5625 & 1.3828 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} c_0 \\ c_1 \\ c_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 8.7680 \\ 5.4514 \\ 4.4015 \end{pmatrix}.$$

从该方程组解得 $c_0 = 1.0051$, $c_1 = 0.8647$, $c_2 = 0.8432$. 所以, 最小二乘二次拟合多项式 $p_2(x) = 1.0051 + 0.8647x + 0.8432x^2$.

最优平方逼近函数

解法2 利用三项递推关系构造正交多项式. 取

$$g_0(x) = 1, \quad g_1(x) = x - \beta_0/\gamma_0, \quad g_2(x) = (x - b_1)g_1(x) - c_1g_0(x).$$

最优平方逼近函数

解法2 利用三项递推关系构造正交多项式. 取

$$g_0(x) = 1, \quad g_1(x) = x - \beta_0/\gamma_0, \quad g_2(x) = (x - b_1)g_1(x) - c_1g_0(x).$$

$$\gamma_0 = (g_0, g_0) = (1, 1) = \sum_{i=1}^5 1 = 5,$$

$$\beta_0 = (xg_0, g_0) = (x, 1) = \sum_{i=1}^5 x_i = 2.5,$$

$$\beta_0/\gamma_0 = 1/2.$$

$$\text{故 } g_1(x) = x - \frac{1}{2}.$$

最优平方逼近函数

解法2 利用三项递推关系构造正交多项式. 取

$$g_0(x) = 1, \quad g_1(x) = x - \beta_0/\gamma_0, \quad g_2(x) = (x - b_1)g_1(x) - c_1g_0(x).$$

$$\gamma_0 = (g_0, g_0) = (1, 1) = \sum_{i=1}^5 1 = 5,$$

$$\beta_0 = (xg_0, g_0) = (x, 1) = \sum_{i=1}^5 x_i = 2.5,$$

$$\beta_0/\gamma_0 = 1/2.$$

$$\text{故 } g_1(x) = x - \frac{1}{2}. \text{ 又 } \gamma_1 = (g_1, g_1) = \sum_{i=1}^5 (x_i - \frac{1}{2})^2 = \frac{5}{8},$$

$$\beta_1 = (xg_1, g_1) = \sum_{i=1}^5 x_i(x_i - \frac{1}{2})^2 = \frac{5}{16}, \quad b_1 = \beta_1/\gamma_1 = 1/2,$$

$$c_1 = \gamma_1/\gamma_0 = 1/8. \text{ 所以, } g_2(x) = (x - \frac{1}{2})^2 - \frac{1}{8}.$$

最优平方逼近函数

$$p_2(x) = \frac{(g_0, f)}{(g_0, g_0)} g_0(x) + \frac{(g_1, f)}{(g_1, g_1)} g_1(x) + \frac{(g_2, f)}{(g_2, g_2)} g_2(x)$$

最优平方逼近函数

$$p_2(x) = \frac{(g_0, f)}{(g_0, g_0)} g_0(x) + \frac{(g_1, f)}{(g_1, g_1)} g_1(x) + \frac{(g_2, f)}{(g_2, g_2)} g_2(x)$$

$$(g_2, g_2) = \sum_{i=1}^5 \left(\left(x_i - \frac{1}{2} \right)^2 - \frac{1}{8} \right)^2 = \frac{7}{128},$$

$$(g_0, f) = \sum_{i=1}^5 y_i = 8.7680,$$

$$(g_1, f) = \sum_{i=1}^5 \left(x_i - \frac{1}{2} \right) y_i = 1.0674,$$

$$(g_2, f) = \sum_{i=1}^5 \left(\left(x_i - \frac{1}{2} \right)^2 - \frac{1}{8} \right) y_i = 0.0461375$$

$$p_2(x) = 1.7536 + 1.70784 \left(x - \frac{1}{2} \right) + 0.843657142 \left(\left(x - \frac{1}{2} \right)^2 - \frac{1}{8} \right).$$

最小二乘拟合函数

例5.2 给定数据如下表:

| | | | | | | | |
|-------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|-----|
| x_i | 0.0 | 0.1 | 0.2 | 0.3 | 0.4 | 0.5 | 0.6 |
| y_i | 2.000 00 | 2.202 54 | 2.407 15 | 2.615 92 | 2.830 96 | 3.054 48 | 3.2 |

求形如 $p(x) = c_0 + c_1 e^x + c_2 e^{-x}$ 的最小二乘拟合函数.

解 取 $\phi_0(x) = 1$, $\phi_1(x) = e^x$, $\phi_2(x) = e^{-x}$. 则正规方程组(5.2.9') 为

$$\begin{pmatrix} 7 & 9.639\,10 & 5.290\,05 \\ 9.639\,10 & 13.799\,29 & 7 \\ 5.290\,05 & 7 & 4.156\,27 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} c_0 \\ c_1 \\ c_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 18.399\,81 \\ 26.157\,20 \\ 13.456\,86 \end{pmatrix}.$$

解之, 得

$$c_0 = 1.986\,14, \quad c_1 = 1.017\,57, \quad c_2 = -1.002\,06.$$

最小二乘拟合函数

在求最小二乘拟合函数时, 函数类 (或基函数) 的选取十分重要.
选取函数类通常有以下三个原则:

(1) **直观性原则**: 将数据点 $(x_i, y_i)(i = 1, 2, \dots, m)$ 描绘在坐标纸上, 根据点的分布情况与已知各类函数曲线进行比较, 从中选出一个或几个函数类.

最小二乘拟合函数

在求最小二乘拟合函数时, 函数类 (或基函数) 的选取十分重要.

选取函数类通常有以下三个原则:

(1) **直观性原则**: 将数据点 $(x_i, y_i) (i = 1, 2, \dots, m)$ 描绘在坐标纸上, 根据点的分布情况与已知各类函数曲线进行比较, 从中选出一个或几个函数类.

(2) **比较性原则**: 在几个不同的函数类中, 分别求出拟合函数的均方差

$$\|p - f\|_2 = \sqrt{\sum_{i=1}^m \omega_i (p(x_i) - y_i)^2},$$

比较其优劣, 决定取舍.

最小二乘拟合函数

(3) 根据实际问题的背景选择函数类.

有时给定的数据具有指数特征或者幂函数特征, 则取指数函数 $y = be^{ax}$ 或幂函数 $y = bx^a$ 作为最小二乘拟合函数较为合适. 此时对参数进行变换, 对函数分别取对数得

$$\ln y = \ln b + ax,$$

或

$$\ln y = \ln b + a \ln x.$$

例如, 对指数型 $y = be^{ax}$ 的拟合函数, 通过求

$$S(a, b) = \sum_{i=1}^m (\ln b + ax_i - \ln y_i)^2$$

的极小, 就可以确定 $a, \ln b$, 最终确定参数 a, b . 对幂函数情形方法类似.

第六章数值积分与数值微分

要求

- 1 熟练掌握基本的数值积分公式-梯形求积公式、辛普生求积公式和柯特斯求积公式.
- 2 掌握三种复化求积公式、变步长积分法、龙贝格积分法
- 3 学会待定系数法, 了解高斯型求积公式
- 4 熟练掌握插值型数值微分公式

第六章数值积分与数值微分

在科学研究和工程技术中常常需要计算函数 $f(x)$ 的积分或导数.

$I[f] = \int_a^b f(x) dx$ 的近似计算问题。

- 牛顿-莱布尼茨
- 被积函数 $f(x)$ 是列表函数
- $f(x)$ 形式简单, 但 $I[f] = \int_a^b f(x) dx$ 不能用有限形式表示

$$f(x) = \sqrt{1+x^3}, \quad \frac{\sin x}{x}, \quad \sin x^2, \quad \frac{1}{\ln x}, \quad e^{-x^2} \dots$$

- $I[f] = \int_a^b f(x) dx$ 有有限形式表示, 但大量数值计算

$$\int_{\sqrt{3}}^x \frac{dx}{1+x^4} = \frac{1}{4\sqrt{2}} \ln \frac{x^2 + \sqrt{2} + 1}{x^2 - \sqrt{2} + 1} + \frac{1}{2\sqrt{2}} [\arctan(\sqrt{2} + 1) + \arctan(\sqrt{2} - 1)] \Big|_{\sqrt{3}}^x$$

数值积分的基本思想

设 $p(x)$ 是被积函数 $f(x)$ 的比较简单、易于积分的近似表达式,
 $f(x) = p(x) + R(x)$, 则

$$\int_a^b f(x) dx = \int_a^b p(x) dx + \int_a^b R(x) dx,$$

取积分 $\int_a^b f(x) \approx \int_a^b p(x) dx$. 则截断误差

$$R[f] = \int_a^b f(x) dx - \int_a^b p(x) dx = \int_a^b R(x) dx.$$

若记 $I[f] = \int_a^b f(x) dx$, $Q[f] = \int_a^b p(x) dx$, 则

$$I[f] = Q[f] + R[f].$$

矩形公式

对于积分 $I[f] = \int_a^b f(x) dx$, 由积分中值定理: $\exists \xi \in (a, b)$ 使得

$$\int_a^b f(x) dx = (b - a)f(\xi)$$

- 左矩形公式 $I[f] = (b - a)f(a)$
- 中矩形公式 $I[f] = (b - a)f(\frac{a+b}{2})$
- 右矩形公式 $I[f] = (b - a)f(b)$

牛顿-柯特斯求积公式

被积函数 $f(x)$ 的近似表达式取为拉格朗日插值多项式, 积分

$$I[f] = \int_a^b f(x) dx \approx \sum_{i=0}^n \left(\int_a^b l_i(x) dx \right) f(x_i) = \sum_{i=0}^n A_i f(x_i) = Q[f],$$

其中 $A_i = \int_a^b l_i(x) dx$

$$= \int_a^b \frac{(x - x_0) \cdots (x - x_{i-1})(x - x_{i+1}) \cdots (x - x_n)}{(x_i - x_0) \cdots (x_i - x_{i-1})(x_i - x_{i+1}) \cdots (x_i - x_n)} dx.$$

$$R[f] = I[f] - Q[f] = \int_a^b \frac{f^{(n+1)}(\xi)}{(n+1)!} (x - x_0)(x - x_1) \cdots (x - x_n) dx.$$

x_i 称为求积节点, A_i 称为求积系数, $R[f]$ 称为截断误差或积分余项. 求积公式称为插值型求积公式. 当求积节点在区间 $[a, b]$ 上等距分布时, 求积公式称为牛顿-柯特斯(Newton-Cotes)求积公式

牛顿-柯特斯求积公式

令 $h = \frac{b-a}{n}$, 取 $x_i = a + ih (i = 0, 1, \dots, n)$.

令 $x = x_0 + th$, 则

$$x - x_i = x_0 + th - (x_0 + ih) = (t - i)h,$$

$$x_i - x_j = x_0 + ih - (x_0 + jh) = (i - j)h.$$

得

$$A_i = \int_a^b \frac{(x - x_0)(x - x_1) \cdots (x - x_{i-1})(x - x_{i+1}) \cdots (x - x_n)}{(x_i - x_0)(x_i - x_1) \cdots (x_i - x_{i-1})(x_i - x_{i+1}) \cdots (x_i - x_n)} dx$$

$$\stackrel{x=x_0+th}{=} \frac{(-1)^{n-i} h}{i! \times (n-i)!} \int_0^n t(t-1) \cdots (t-i+1)(t-i-1) \cdots (t-n) dt.$$

牛顿-柯特斯求积公式

1) 梯形求积公式($n = 1$)

牛顿-柯特斯求积公式

1) 梯形求积公式($n = 1$)

令 $x_0 = a, \quad x_1 = b, \quad h = b - a$. 则

$$A_0 = -h \int_0^1 (t - 1) dt = \frac{h}{2} = \frac{b - a}{2},$$

$$A_1 = h \int_0^1 t dt = \frac{h}{2} = \frac{b - a}{2}.$$

$$\int_a^b f(x) dx \approx Q(f) = \frac{b - a}{2} [f(a) + f(b)].$$

牛顿-柯特斯求积公式

1) 梯形求积公式($n = 1$)

令 $x_0 = a, \quad x_1 = b, \quad h = b - a$. 则

$$A_0 = -h \int_0^1 (t-1) dt = \frac{h}{2} = \frac{b-a}{2},$$

$$A_1 = h \int_0^1 t dt = \frac{h}{2} = \frac{b-a}{2}.$$

$$\int_a^b f(x) dx \approx Q(f) = \frac{b-a}{2} [f(a) + f(b)].$$

利用广义积分中值定理, 可得梯形求积公式的截断误差:

$$\begin{aligned} R_1[f] &= \int_a^b \frac{f''(\xi)}{2!} (x-a)(x-b) dx = \frac{f''(\eta)}{2} \int_a^b (x-a)(x-b) dx \\ &= -\frac{(b-a)^3}{12} f''(\eta), \quad a \leq \eta \leq b. \end{aligned}$$

2) 辛普生(Simpson)求积公式($n = 2$)

牛顿-柯特斯求积公式

2) 辛普生(Simpson)求积公式($n = 2$)

$$\text{令 } h = \frac{b-a}{2}, \quad x_0 = a, \quad x_1 = a + h = \frac{a+b}{2}, \quad x_2 = b.$$

得

$$\begin{aligned} \int_a^b f(x) dx &\approx Q[f] = \frac{h}{3} [f(x_0) + 4f(x_1) + f(x_2)] \\ &= \frac{b-a}{6} [f(a) + 4f(\frac{a+b}{2}) + f(b)]. \end{aligned}$$

牛顿-柯特斯求积公式

2) 辛普生(Simpson)求积公式($n = 2$)

$$\text{令 } h = \frac{b-a}{2}, \quad x_0 = a, \quad x_1 = a + h = \frac{a+b}{2}, \quad x_2 = b.$$

得

$$\begin{aligned} \int_a^b f(x) dx &\approx Q[f] = \frac{h}{3} [f(x_0) + 4f(x_1) + f(x_2)] \\ &= \frac{b-a}{6} [f(a) + 4f(\frac{a+b}{2}) + f(b)]. \end{aligned}$$

辛普生求积公式的截断误差为

$$R_2[f] = -\frac{1}{90} h^5 f^{(4)}(\eta) = -\frac{(b-a)^5}{2880} f^{(4)}(\eta), \quad a \leq \eta \leq b.$$

3) 柯特斯(Cotes)求积公式($n = 4$)

牛顿-柯特斯求积公式

3) 柯特斯(Cotes)求积公式($n = 4$)

$$\text{令 } h = \frac{b-a}{4}, \quad x_i = a + ih, \quad i = 0, 1, \dots, 4, \quad x_0 = a, \quad x_4 = b.$$

$$\text{得 } \int_a^b f(x) dx \approx$$

$$Q[f] = \frac{b-a}{90} [7f(a) + 32f(x_1) + 12f(x_2) + 32f(x_3) + 7f(b)].$$

牛顿-柯特斯求积公式

3) 柯特斯(Cotes)求积公式($n = 4$)

$$\text{令 } h = \frac{b-a}{4}, \quad x_i = a + ih, \quad i = 0, 1, \dots, 4, \quad x_0 = a, \quad x_4 = b.$$

$$\text{得 } \int_a^b f(x) dx \approx$$

$$Q[f] = \frac{b-a}{90} [7f(a) + 32f(x_1) + 12f(x_2) + 32f(x_3) + 7f(b)].$$

辛普生求积公式的截断误差为

$$R_4[f] = -\frac{8}{945} h^7 f^{(6)}(\eta) = -\frac{(b-a)^7}{1935360} f^{(6)}(\eta), \quad a \leq \eta \leq b.$$

复化求积公式

把积分区间分成若干个（如 n 个）长度相等的子区间, 即令

$$h = (b - a)/n, \quad x_i = a + ih, \quad i = 0, 1, \dots, n.$$

在每个子区间 $[x_i, x_{i+1}]$ 上分别利用前述的三个基本求积公式, 将所得结果相加, 得到的求积公式称为复化求积公式.

复化求积公式

把积分区间分成若干个（如 n 个）长度相等的子区间, 即令

$$h = (b - a)/n, \quad x_i = a + ih, \quad i = 0, 1, \dots, n.$$

在每个子区间 $[x_i, x_{i+1}]$ 上分别利用前述的三个基本求积公式, 将所得结果相加, 得到的求积公式称为复化求积公式.

1) 复化梯形求积公式

复化求积公式

把积分区间分成若干个（如 n 个）长度相等的子区间, 即令

$$h = (b - a)/n, \quad x_i = a + ih, \quad i = 0, 1, \dots, n.$$

在每个子区间 $[x_i, x_{i+1}]$ 上分别利用前述的三个基本求积公式, 将所得结果相加, 得到的求积公式称为复化求积公式.

1) 复化梯形求积公式

$$\begin{aligned} I[f] &= \int_a^b f(x) dx = \sum_{i=1}^n \int_{x_{i-1}}^{x_i} f(x) dx \approx \sum_{i=1}^n \frac{x_i - x_{i-1}}{2} [f(x_{i-1}) + f(x_i)] \\ &= \frac{h}{2} [f(a) + 2 \sum_{i=1}^{n-1} f(x_i) + f(b)] = T_n. \end{aligned}$$

复化求积公式

复化梯形求积公式的截断误差

$$R_{T_n}[f] = I[f] - T_n = -\frac{h^3}{12} [f''(\eta_1) + f''(\eta_2) + \cdots + f''(\eta_n)],$$

其中 $\eta_i \in [x_{i-1}, x_i]$ ($i = 1, 2, \cdots, n$).

由连续函数的介值定理知存在一点 $\eta \in [a, b]$, 使

$$f''(\eta) = \frac{f''(\eta_1) + f''(\eta_2) + \cdots + f''(\eta_n)}{n}.$$

注意到 $nh = b - a$, 则得复化梯形求积公式的截断误差

$$R_{T_n}[f] = -\frac{h^3}{12} n f''(\eta) = -\frac{b-a}{12} h^2 f''(\eta), \quad \eta \in [a, b].$$

复化求积公式

2) 复化辛普生求积公式

$$\begin{aligned}\int_a^b f(x) dx &= \sum_{i=1}^n \int_{x_{i-1}}^{x_i} f(x) dx \\ &\approx \sum_{i=1}^n \frac{x_i - x_{i-1}}{6} \left[f(x_{i-1}) + 4f\left(\frac{x_{i-1} + x_i}{2}\right) + f(x_i) \right] \\ &= \frac{h}{6} \left[f(a) + 2 \sum_{i=1}^{n-1} f(x_i) + 4 \sum_{i=1}^n f\left(\frac{x_{i-1} + x_i}{2}\right) + f(b) \right] = S_n.\end{aligned}$$

设 $f^{(4)}(x)$ 在区间 $[a, b]$ 上连续, 得复化辛普生求积公式的截断误差

$$R_{S_n}[f] = -\frac{h^5}{2880} n f^{(4)}(\eta) = -\frac{b-a}{2880} h^4 f^{(4)}(\eta), \quad a \leq \eta \leq b.$$

复化求积公式

3) 复化柯特斯求积公式

$$\begin{aligned}\int_a^b f(x) dx &\approx \sum_{i=1}^n \frac{x_i - x_{i-1}}{90} [7f(x_{i-1}) + 32f(x_{i-1} + h/4) \\ &\quad + 12f(x_{i-1} + h/2) + 32f(x_{i-1} + 3h/4) + 7f(x_i)] \\ &= \frac{h}{90} [7f(a) + 14 \sum_{i=1}^{n-1} f(x_i) + 12 \sum_{i=0}^{n-1} f(x_i + h/2) \\ &\quad + 32 \sum_{i=0}^{n-1} f(x_i + h/4) + 32 \sum_{i=0}^{n-1} f(x_i + 3h/4) + 7f(b)].\end{aligned}$$

设 $f^{(6)}(x)$ 在区间 $[a, b]$ 上连续, 得复化柯特斯求积公式的截断误差

$$R_{C_n}[f] = -\frac{h^7}{1\,935\,360} n f^{(6)}(\eta) = -\frac{b-a}{1\,935\,360} h^6 f^{(6)}(\eta), \quad a \leq \eta \leq b.$$

复化求积公式

例 6.1 利用复化梯形求积公式计算积分

$$I[f] = \int_0^1 \frac{\sin x}{x} dx$$

使误差不超过 $\frac{1}{2} \times 10^{-3}$. 取相同的步长 h , 用复化辛普生计算, 给出结果和截断误差限.

复化求积公式

例 6.1 利用复化梯形求积公式计算积分

$$I[f] = \int_0^1 \frac{\sin x}{x} dx$$

使误差不超过 $\frac{1}{2} \times 10^{-3}$. 取相同的步长 h , 用复化辛普生计算, 给出结果和截断误差限.

解 由 $f(x) = \frac{\sin x}{x} = \int_0^1 \cos tx \, dt$ 知

$$f^{(k)}(x) = \int_0^1 \frac{d^k(\cos tx)}{dx^k} dt = \int_0^1 t^k \cos(tx + \frac{k\pi}{2}) dt.$$

$$\max_{0 \leq x \leq 1} |f^{(k)}(x)| \leq \int_0^1 t^k |\cos(tx + \frac{k\pi}{2})| dt \leq \int_0^1 t^k dt = \frac{1}{k+1}.$$

由复化梯形求积公式的截断误差知, 要求选取 h 满足

$$|R_{T_n}[f]| = \frac{1}{12} h^2 |f''(\eta)| \leq \frac{h^2}{12} \times \frac{1}{3} \leq \frac{1}{2} \times 10^{-3} \Rightarrow h^2 \leq 18 \times 10^{-3}.$$

复化求积公式

取 $h = \frac{1}{8} = 0.125$ 即满足要求. 而

$$n = \frac{b-a}{h} = \frac{1}{0.125} = 8. \quad x_i = 0.125 \times i, \quad i = 0, 1, 2, \dots, 8.$$

$$I[f] \approx T_8 = \frac{1}{16} \left[f(0) + 2 \sum_{i=1}^7 f\left(\frac{i}{8}\right) + f(1) \right] = 0.9456909.$$

其中定义 $f(0) = 1$.

复化求积公式

取 $h = \frac{1}{8} = 0.125$ 即满足要求. 而

$$n = \frac{b-a}{h} = \frac{1}{0.125} = 8. \quad x_i = 0.125 \times i, \quad i = 0, 1, 2, \dots, 8.$$

$$I[f] \approx T_8 = \frac{1}{16} \left[f(0) + 2 \sum_{i=1}^7 f\left(\frac{i}{8}\right) + f(1) \right] = 0.945\,690\,9.$$

其中定义 $f(0) = 1$.

取同样步长 $h = 0.125$, 则 $\frac{x_{i-1} + x_i}{2} = (i - \frac{1}{2})h = 0.125(i - 0.5)$,

$$I[f] \approx S_8 = \frac{1}{48} \left[f(0) + 2 \sum_{i=1}^7 f\left(\frac{i}{8}\right) + 4 \sum_{i=1}^8 f\left(\frac{i}{8} - \frac{1}{16}\right) + f(1) \right] = 0.946\,083\,3.$$

截断误差限

$$|R_{S_8}[f]| \leq \frac{1}{2\,880} \times \left(\frac{1}{8}\right)^4 \times \frac{1}{5} \approx 0.17 \times 10^{-7}.$$

变步长积分法

采用复化求积公式计算时, 为使截断误差不超过 ϵ , 需要估计被积函数高阶导数的最大值, 从而确定把积分区间 $[a, b]$ 分成等长子区间的个数 n . 但高阶导数最大值很难求得. 不过, 由误差表达式可见, 只要被积函数的高阶导数有界, 则当 $h \rightarrow 0$ 时, 误差趋于零. 这说明可以采用逐步缩小步长 h 的方法, 以使积分的近似值满足精度要求, 这就是变步长积分法.

变步长积分法

采用复化求积公式计算时, 为使截断误差不超过 ϵ , 需要估计被积函数高阶导数的最大值, 从而确定把积分区间 $[a, b]$ 分成等长子区间的个数 n . 但高阶导数最大值很难求得. 不过, 由误差表达式可见, 只要被积函数的高阶导数有界, 则当 $h \rightarrow 0$ 时, 误差趋于零. 这说明可以采用逐步缩小步长 h 的方法, 以使积分的近似值满足精度要求, 这就是变步长积分法.

对于区间 $[a, b]$ 分成 n 个等长子区间的复化梯形求积公式, 有

$$I[f] - T_n = -\frac{b-a}{12} h^2 f''(\eta), \quad a \leq \eta \leq b.$$

将区间 $[a, b]$ 分为 $2n$ 等分, 则有

$$I[f] - T_{2n} = -\frac{b-a}{12} \left(\frac{h}{2}\right)^2 f''(\eta_1), \quad a \leq \eta_1 \leq b.$$

变步长积分法

假定 $f''(\eta) \approx f''(\eta_1)$. 将以上两式相除, 得

$$\frac{I[f] - T_n}{I[f] - T_{2n}} \approx 4.$$

由此可得 $I[f] \approx T_{2n} + \frac{1}{3}(T_{2n} - T_n).$

故有 $|I[f] - T_{2n}| \approx \frac{1}{3}|T_{2n} - T_n|.$

若 $\frac{1}{3}|T_{2n} - T_n| \leq \epsilon$, 取 $I[f] \approx T_{2n}$ 则大致满足精度要求. 实际计算时常用

$$|T_{2n} - T_n| \leq \epsilon$$

作为判别计算终止的条件. 若满足, 则取 $I[f] \approx T_{2n}$. 否则, 将区间再分半进行计算, 直至满足精度要求.

变步长积分法

为减少计算量, 在计算 T_{2n} 时可以利用 T_n 的结果.

$$T_n = \frac{h}{2} \left[f(a) + 2 \sum_{i=1}^{n-1} f(x_i) + f(b) \right],$$
$$T_{2n} = \frac{1}{2} T_n + \frac{h}{2} \sum_{i=1}^n f\left(\frac{x_{i-1} + x_i}{2}\right).$$

在实际计算时, 取 $n = 2^k$, 则 $h = \frac{b-a}{2^k}$,

$$\frac{x_{i-1} + x_i}{2} = \frac{a + (i-1)h + a + ih}{2} = a + (2i-1)\frac{h}{2} = a + (2i-1)\frac{b-a}{2^{k+1}}.$$

变步长积分法

为减少计算量, 在计算 T_{2n} 时可以利用 T_n 的结果.

$$T_n = \frac{h}{2} \left[f(a) + 2 \sum_{i=1}^{n-1} f(x_i) + f(b) \right],$$
$$T_{2n} = \frac{1}{2} T_n + \frac{h}{2} \sum_{i=1}^n f\left(\frac{x_{i-1} + x_i}{2}\right).$$

在实际计算时, 取 $n = 2^k$, 则 $h = \frac{b-a}{2^k}$,

$$\frac{x_{i-1} + x_i}{2} = \frac{a + (i-1)h + a + ih}{2} = a + (2i-1)\frac{h}{2} = a + (2i-1)\frac{b-a}{2^{k+1}}.$$

开始计算时取 $T_1 = \frac{b-a}{2}[f(a) + f(b)]$, 迭代计算.

$$T_{2^{k+1}} = \frac{1}{2} T_{2^k} + \frac{b-a}{2^{k+1}} \sum_{i=1}^{2^k} f\left(a + (2i-1)\frac{b-a}{2^{k+1}}\right).$$

若 $|T_{2^{k+1}} - T_{2^k}| < \epsilon$, 则取 $I[f] \approx T_{2^{k+1}}$. 否则, 继续计算直到满足 $|T_{2^{k+1}} - T_{2^k}| \leq \epsilon$ 为止.

龙贝格积分法

对于复化梯形求积公式

$$I[f] \approx T_{2n} + \frac{1}{4-1}(T_{2n} - T_n) = \bar{T}_{2n}.$$

对于复化辛普生求积公式有

$$I[f] - S_n = -\frac{b-a}{2880} h^4 f^{(4)}(\eta), \quad a \leq \eta \leq b,$$
$$I[f] - S_{2n} = -\frac{b-a}{2880} \left(\frac{h}{2}\right)^4 f^{(4)}(\eta_1), \quad a \leq \eta_1 \leq b.$$

假定 $f^{(4)}(x)$ 在区间 $[a, b]$ 上连续且变化不大, 解得

$$I[f] \approx S_{2n} + \frac{1}{4^2-1}(S_{2n} - S_n) = \bar{S}_{2n}.$$

同理对复化柯特斯求积公式有

$$I[f] \approx C_{2n} + \frac{1}{4^3-1}(C_{2n} - C_n) = \bar{C}_{2n}.$$

龙贝格积分法

$$\bar{T}_{2n} \approx T_{2n} + \frac{1}{3}(T_{2n} - T_n) = \frac{1}{3}(4T_{2n} - T_n)$$

龙贝格积分法

$$\begin{aligned}\bar{T}_{2n} &\approx T_{2n} + \frac{1}{3}(T_{2n} - T_n) = \frac{1}{3}(4T_{2n} - T_n) \\ &= \frac{1}{3}\left\{4\left[\frac{1}{2}T_n + \frac{h}{2}\sum_{i=1}^n f\left(\frac{x_{i-1} + x_i}{2}\right)\right] - T_n\right\}\end{aligned}$$

龙贝格积分法

$$\begin{aligned}\bar{T}_{2n} &\approx T_{2n} + \frac{1}{3}(T_{2n} - T_n) = \frac{1}{3}(4T_{2n} - T_n) \\&= \frac{1}{3}\left\{4\left[\frac{1}{2}T_n + \frac{h}{2}\sum_{i=1}^n f\left(\frac{x_{i-1} + x_i}{2}\right)\right] - T_n\right\} \\&= \frac{1}{3}\left\{\frac{h}{2}\left[f(a) + 2\sum_{i=1}^{n-1} f(x_i) + f(b)\right] + 2h\sum_{i=1}^n f\left(\frac{x_{i-1} + x_i}{2}\right)\right\}\end{aligned}$$

龙贝格积分法

$$\begin{aligned}\bar{T}_{2n} &\approx T_{2n} + \frac{1}{3}(T_{2n} - T_n) = \frac{1}{3}(4T_{2n} - T_n) \\&= \frac{1}{3}\left\{4\left[\frac{1}{2}T_n + \frac{h}{2}\sum_{i=1}^n f\left(\frac{x_{i-1} + x_i}{2}\right)\right] - T_n\right\} \\&= \frac{1}{3}\left\{\frac{h}{2}\left[f(a) + 2\sum_{i=1}^{n-1} f(x_i) + f(b)\right] + 2h\sum_{i=1}^n f\left(\frac{x_{i-1} + x_i}{2}\right)\right\} \\&= \frac{h}{6}\left[f(a) + 2\sum_{i=1}^{n-1} f(x_i) + 4\sum_{i=1}^n f\left(\frac{x_{i-1} + x_i}{2}\right) + f(b)\right] = S_n.\end{aligned}$$

$$S_n = T_{2n} + \frac{1}{4-1}(T_{2n} - T_n).$$

同理可得

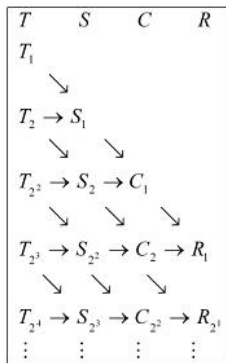
$$C_n = S_{2n} + \frac{1}{4^2-1}(S_{2n} - S_n).$$

龙贝格积分法

令

$$R_n = C_{2n} + \frac{1}{4^3 - 1}(C_{2n} - C_n).$$

称为龙贝格积分公式. 其截断误差应是 $ch^{10}f^{(10)}(\eta)$.



计算过程按图6.1所示的顺序进行.

若 $|R_{2^{k+1}} - R_{2^k}| < \epsilon$, 则

取 $I[f] \approx R_{2^{k+1}}$. 否则, 继续计算, 直到满足精度要求为止.

龙贝格积分法

龙贝格积分法的计算公式如下：

$$T_1 = \frac{b-a}{2}[f(a) + f(b)],$$

$$T_{2^{k+1}} = \frac{1}{2} T_{2^k} + \frac{b-a}{2^{k+1}} \sum_{i=1}^{2^k} f\left(a + (2i-1)\frac{b-a}{2^{k+1}}\right), \quad k = 0, 1, 2, \dots$$

$$\begin{cases} S_{2^k} = T_{2^{k+1}} + \frac{1}{4-1}(T_{2^{k+1}} - T_{2^k}), \\ C_{2^k} = S_{2^{k+1}} + \frac{1}{4^2-1}(S_{2^{k+1}} - S_{2^k}), \\ R_{2^k} = C_{2^{k+1}} + \frac{1}{4^3-1}(C_{2^{k+1}} - C_{2^k}). \end{cases} \quad k = 0, 1, 2, \dots$$

例 6.2 上机

数值积分的稳定性

设函数值 $f(x_i)$ 的计算值为 $\tilde{f}(x_i)$, 舍入误差限为 ε , 即

$$|f(x_i) - \tilde{f}(x_i)| \leq \varepsilon_i \leq \varepsilon.$$

则数值积分的舍入误差

$$E = \left| \sum_{i=0}^n A_i f(x_i) - \sum_{i=0}^n A_i \tilde{f}(x_i) \right| \leq \left| \sum_{i=0}^n A_i \right| \varepsilon.$$

数值积分的稳定性

设函数值 $f(x_i)$ 的计算值为 $\tilde{f}(x_i)$, 舍入误差限为 ε , 即

$$|f(x_i) - \tilde{f}(x_i)| \leq \varepsilon_i \leq \varepsilon.$$

则数值积分的舍入误差

$$E = \left| \sum_{i=0}^n A_i f(x_i) - \sum_{i=0}^n A_i \tilde{f}(x_i) \right| \leq \left| \sum_{i=0}^n A_i \right| \varepsilon.$$

而

$$\sum_{i=0}^n A_i = \int_a^b \omega(x) dx = \gamma_0.$$

若求积系数 A_i 全为正时, $\left| \sum_{i=0}^n A_i \right| = \sum_{i=0}^n A_i = \gamma_0$, 这时 $E \leq \gamma_0 \varepsilon$.

这说明此时, 积分计算值的舍入误差限不会超过计算函数值舍入误差限的 γ_0 倍, 即舍入误差是可以控制的, 故数值积分方法是稳定的.

数值积分的稳定性

$n = 1, 2, 4$ 的牛顿-柯特斯公式和高斯型求积公式的求积系数全大于零. 所以, 梯形、辛普生、柯特斯和高斯型求积公式都是稳定的数值求积方法.

数值积分的稳定性

$n = 1, 2, 4$ 的牛顿-柯特斯公式和高斯型求积公式的求积系数全大于零. 所以, 梯形、辛普生、柯特斯和高斯型求积公式都是稳定的数值求积方法.

$n \geq 8$ 的牛顿-柯特斯求积公式中求积系数有正有负. 这时, 若每个 $|\varepsilon_i|$ 都达到 ε 且与相应的 A_i 正好都同号 (或异号), 则

$$\left| \sum_{i=0}^n A_i \varepsilon_i \right| = \varepsilon \sum_{i=0}^n |A_i|$$

尽管 $\sum_{i=0}^n A_i = \gamma_0$, 但 $\sum_{i=0}^n |A_i|$ 有可能很大, 故不能保证数值稳定性.

这从另一个角度说明了不宜采用高次插值多项式的原因.

待定系数法

用数值积分法计算积分 $I[f] = \int_a^b \omega(x)f(x) dx$, 有近似式 $I[f] \approx Q[f]$, 我们希望求积公式对尽可能多的被积函数 $f(x)$ 准确成立. 由插值型求积公式的误差估计式知, 对于次数不超过 n 的多项式 $f(x)$, $f^{(n+1)}(x) = 0$, 则误差项 $R[f] = 0$, $I[f] = Q[f]$.

待定系数法

用数值积分法计算积分 $I[f] = \int_a^b \omega(x)f(x) dx$, 有近似式 $I[f] \approx Q[f]$, 我们希望求积公式对尽可能多的被积函数 $f(x)$ 准确成立. 由插值型求积公式的误差估计式知, 对于次数不超过 n 的多项式 $f(x)$, $f^{(n+1)}(x) = 0$, 则误差项 $R[f] = 0$, $I[f] = Q[f]$.

Definition

(代数精度) 设某一近似式(例如数值积分公式 $I[f] \approx Q[f]$) 的截断误差为 $R[f]$, 如果对任意不超过 m 次的多项式 $f(x)$, 都有 $R[f] = 0$; 而当 $f(x)$ 是 $m+1$ 次多项式时 $R[f] \neq 0$, 则称该近似式的代数精度为 m .

待定系数法

用数值积分法计算积分 $I[f] = \int_a^b \omega(x)f(x) dx$, 有近似式 $I[f] \approx Q[f]$, 我们希望求积公式对尽可能多的被积函数 $f(x)$ 准确成立. 由插值型求积公式的误差估计式知, 对于次数不超过 n 的多项式 $f(x)$, $f^{(n+1)}(x) = 0$, 则误差项 $R[f] = 0$, $I[f] = Q[f]$.

Definition

(代数精度) 设某一近似式(例如数值积分公式 $I[f] \approx Q[f]$) 的截断误差为 $R[f]$, 如果对任意不超过 m 次的多项式 $f(x)$, 都有 $R[f] = 0$; 而当 $f(x)$ 是 $m+1$ 次多项式时 $R[f] \neq 0$, 则称该近似式的代数精度为 m .

梯形求积公式的代数精度 $m = 1$, 辛普生求积公式的代数精度 $m = 3$, 柯特斯求积公式的代数精度 $m = 5$. 具有 $n+1$ 个插值节点的插值型求积公式, 其代数精度 $m \geq n$.

待定系数法

近似式代数精度为 m 的充要条件是

$$R[x^k] = 0 \quad (k = 0, 1, 2, \dots, m), \quad R[x^{m+1}] \neq 0.$$

Definition

当节点 x_i 给定后, 通过解方程组

$$R[x^k] = 0, \quad k = 0, 1, \dots, m.$$

(注意: 方程的个数应等于未知量 A_i 的个数) 求出求积系数 A_i , 由此得到求积公式的方法称为待定系数法.

待定系数法

例6.3 确定求积公式

$$\int_{-2h}^{2h} f(x) dx \approx A_0 f(-h) + A_1 f(0) + A_2 f(h),$$

使其具有尽可能高的代数精度.

待定系数法

例6.3 确定求积公式

$$\int_{-2h}^{2h} f(x) dx \approx A_0 f(-h) + A_1 f(0) + A_2 f(h),$$

使其具有尽可能高的代数精度.

解 取 $f(x) = 1, x, x^2$, 令 $R[x^k] = 0$ ($k = 0, 1, 2$), 得方程组

$$\begin{cases} A_0 + A_1 + A_2 = 4h, \\ -A_0 h + A_2 h = 0, \\ A_0 h^2 + A_2 h^2 = \frac{16}{3} h^3. \end{cases}$$

解之, 得 $A_0 = A_2 = 8h/3$, $A_1 = -4h/3$.

待定系数法

例6.3 确定求积公式

$$\int_{-2h}^{2h} f(x) dx \approx A_0 f(-h) + A_1 f(0) + A_2 f(h),$$

使其具有尽可能高的代数精度.

解 取 $f(x) = 1, x, x^2$, 令 $R[x^k] = 0$ ($k = 0, 1, 2$), 得方程组

$$\begin{cases} A_0 + A_1 + A_2 = 4h, \\ -A_0 h + A_2 h = 0, \\ A_0 h^2 + A_2 h^2 = \frac{16}{3} h^3. \end{cases}$$

解之, 得 $A_0 = A_2 = 8h/3$, $A_1 = -4h/3$.

令 $f(x) = x^3$, 显然, $R[x^3] = 0$. 再令 $f(x) = x^4$, 则

$$I[x^4] = \int_{-2h}^{2h} x^4 dx = \frac{64h^5}{5}, \quad Q[x^4] = \frac{4h}{3} [2(-h)^4 + 2(h)^4] = \frac{16h^5}{3}.$$

$R[x^4] = I[x^4] - Q[x^4] = \frac{112}{15} h^5 \neq 0$, 故其代数精度 $m = 3$.

例6.4 确定求积公式

$$\int_0^h f(x) dx \approx A_0 f(0) + A_1 f(h) + A_2 f'(0),$$

使其具有尽可能高的代数精度.

例6.4 确定求积公式

$$\int_0^h f(x) dx \approx A_0 f(0) + A_1 f(h) + A_2 f'(0),$$

使其具有尽可能高的代数精度.

解 令 $R[x^k] = 0$ ($k = 0, 1, 2$), 得方程组

$$A_0 + A_1 = h, \quad A_1 h + A_2 = h^2/2, \quad A_1 h^2 = h^3/3.$$

解之, 得 $A_0 = 2h/3$, $A_1 = h/3$, $A_2 = h^2/6$.

例6.4 确定求积公式

$$\int_0^h f(x) dx \approx A_0 f(0) + A_1 f(h) + A_2 f'(0),$$

使其具有尽可能高的代数精度.

解 令 $R[x^k] = 0$ ($k = 0, 1, 2$), 得方程组

$$A_0 + A_1 = h, \quad A_1 h + A_2 = h^2/2, \quad A_1 h^2 = h^3/3.$$

解之, 得 $A_0 = 2h/3$, $A_1 = h/3$, $A_2 = h^2/6$.

令 $f(x) = x^3$, 则 $I[x^3] = \int_0^h x^3 dx = h^4/4$,

$Q[x^3] = \frac{h}{6}[4f(0) + 2f(h) + hf'(0)] = \frac{h^4}{3}$, $R[x^3] = -\frac{h^3}{12} \neq 0$. 故该求积公式的代数精度 $m = 2$.

广义佩亚诺定理

一般地, 近似公式的误差项 $R[f]$ 是函数 f 的线性泛函, 即

$$R[c_1 f_1 + c_2 f_2] = c_1 R[f_1] + c_2 R[f_2]. \quad \forall c_1, c_2 \in R.$$

Theorem

(广义佩亚诺定理) 设近似式的误差项 $R[f]$ 是区间 $[a, b]$ 上 $m+1$ 阶导数连续的函数 $f(x)$ 的线性泛函, 且近似式的代数精度为 m , 则

$$R[f(x)] = R[e(x)],$$

$$\text{其中 } e(x) = \frac{f^{(m+1)}(\xi)}{(m+1)!} (x - \tilde{x}_0)(x - \tilde{x}_1) \cdots (x - \tilde{x}_m),$$

$\tilde{x}_0, \tilde{x}_1, \dots, \tilde{x}_m$ 是区间 $[a, b]$ 上的任意点, ξ 与 $x, \tilde{x}_0, \tilde{x}_1, \dots, \tilde{x}_m$ 有关且位于 $x, \tilde{x}_0, \tilde{x}_1, \dots, \tilde{x}_m$ 之间.

广义佩亚诺定理

证明 设 $p_m(x)$ 是以 $\tilde{x}_0, \tilde{x}_1, \dots, \tilde{x}_m$ 为插值节点构成的插值多项式, 则

$$f(x) = p_m(x) + e(x).$$

所以, $R[f] = R[p_m + e] = R[p_m] + R[e] = R[e]$.

广义佩亚诺定理

证明 设 $p_m(x)$ 是以 $\tilde{x}_0, \tilde{x}_1, \dots, \tilde{x}_m$ 为插值节点构成的插值多项式, 则

$$f(x) = p_m(x) + e(x).$$

所以, $R[f] = R[p_m + e] = R[p_m] + R[e] = R[e]$.

定理中的插值节点 $\tilde{x}_0, \tilde{x}_1, \dots, \tilde{x}_m$ 的取法比较灵活, 可以不同, 也可以相同. 当 $\tilde{x}_0, \tilde{x}_1, \dots, \tilde{x}_m$ 中某些点相同时, $p_m(x)$ 是埃尔米特插值多项式. 点 $\tilde{x}_0, \tilde{x}_1, \dots, \tilde{x}_m$ 的灵活选取是该定理的最大优点, 若选择适当, 可以简化 $R[f]$ 的表达式.

广义佩亚诺定理

例6.5 利用广义佩亚诺定理确定例6.3、例6.4中数值积分公式的截断误差.

解 例6.3中 $m = 3$,

$$\int_{-2h}^{2h} f(x) dx \approx \frac{8h}{3}f(-h) - \frac{4h}{3}f(0) + \frac{8h}{3}f(h),$$

广义佩亚诺定理

例6.5 利用广义佩亚诺定理确定例6.3、例6.4中数值积分公式的截断误差.

解 例6.3中 $m = 3$,

$$\int_{-2h}^{2h} f(x) dx \approx \frac{8h}{3}f(-h) - \frac{4h}{3}f(0) + \frac{8h}{3}f(h),$$

取 $e(x) = \frac{f^{(4)}(\xi)}{4!}(x-h)^2(x+h)^2$, 则

$$\begin{aligned} R[f] &= R[e] = I[e] - Q[e] \\ &= \int_{-2h}^{2h} \frac{f^{(4)}(\xi)}{4!}(x-h)^2(x+h)^2 dx - \frac{4h}{3}[2e(-h) - e(0) + 2e(h)] \\ &= \frac{23h^5 f^{(4)}(\eta_1)}{90} + \frac{h^5 f^{(4)}(\xi)}{18} = \frac{14}{45}h^5 f^{(4)}(\eta), \quad -2h \leq \eta \leq 2h. \end{aligned}$$

广义佩亚诺定理

可用广义佩亚诺定理确定近似式的截断误差.

由广义佩亚诺定理知, 数值积分公式的截断误差 $R[f] = R[e]$
 $= I[e] - Q[e]$.

故选取插值节点 $\tilde{x}_0, \tilde{x}_1, \dots, \tilde{x}_m$ 有两个原则:

1) 为对 $I[e]$ 应用广义积分中值定理, 选取 $\tilde{x}_0, \tilde{x}_1, \dots, \tilde{x}_m$ 应使

$$(x - \tilde{x}_0)(x - \tilde{x}_1) \cdots (x - \tilde{x}_m)$$

在积分区间 $[a, b]$ 上不变号.

2) 选取 $\tilde{x}_0, \tilde{x}_1, \dots, \tilde{x}_m$ 使计算 $Q[e]$ 尽可能简单, 最好使 $Q[e] = 0$.

广义佩亚诺定理

例6.4中 $m = 2$,

$$\int_0^h f(x) dx \approx 2h/3f(0) + h/3f(h) + h^2/6f'(0),$$

选取 $\tilde{x}_0 = \tilde{x}_1 = 0$, $\tilde{x}_2 = h$, 则

广义佩亚诺定理

例6.4中 $m = 2$,

$$\int_0^h f(x) dx \approx 2h/3f(0) + h/3f(h) + h^2/6f'(0),$$

选取 $\tilde{x}_0 = \tilde{x}_1 = 0$, $\tilde{x}_2 = h$, 则

$$e(x) = \frac{f'''(\xi)}{3!}x^2(x-h).$$

$$\begin{aligned} R[f] &= R[e] = I[e] - Q[e] \\ &= \int_0^h \frac{f'''(\xi)}{3!}x^2(x-h) dx - \frac{h}{6}[4e(0) + 2e(h) + he'(0)] \\ &= \frac{1}{6}f'''(\eta) \int_0^h x^2(x-h) dx = -\frac{(b-a)^4}{72}f'''(\eta), \quad a \leq \eta \leq b. \end{aligned}$$

广义佩亚诺定理

例6.6 利用广义佩亚诺定理确定辛普生求积公式的截断误差.

$$\int_a^b f(x) dx \approx Q[f] = \frac{b-a}{6} \left[f(a) + 4f\left(\frac{a+b}{2}\right) + f(b) \right].$$

广义佩亚诺定理

例6.6 利用广义佩亚诺定理确定辛普生求积公式的截断误差.

$$\int_a^b f(x) dx \approx Q[f] = \frac{b-a}{6} [f(a) + 4f(\frac{a+b}{2}) + f(b)].$$

解 可以验证辛普生求积公式的代数精度 $m = 3$, 取

$$e(x) = \frac{f^{(4)}(\xi)}{4!} (x-a)(x - \frac{a+b}{2})^2 (x-b).$$

则由广义佩亚诺定理

$$\begin{aligned} R[f] &= R[e] = I[e] - Q[e] = \int_a^b \frac{f^{(4)}(\xi)}{4!} (x-a)(x - \frac{a+b}{2})^2 (x-b) dx \\ &\quad - \frac{b-a}{6} [e(a) + 4e(\frac{a+b}{2}) + e(b)] = -\frac{(b-a)^5}{2880} f^{(4)}(\eta), \quad a \leq \eta \leq b. \end{aligned}$$

高斯型求积公式

Definition

若适当的选择 $n+1$ 个插值节点 x_i , 求积公式 $I[f] \approx \sum_{i=0}^n A_i f(x_i)$ 的代数精度可以达到 $2n+1$. 我们将具有 $n+1$ 个节点的且其代数精度达到 $2n+1$ 的求积公式称为高斯(Gauss)型求积公式(或最高代数精度求积公式), 节点 x_i 称为高斯点.

高斯型求积公式

Definition

若适当的选择 $n+1$ 个插值节点 x_i , 求积公式 $I[f] \approx \sum_{i=0}^n A_i f(x_i)$ 的代数精度可以达到 $2n+1$. 我们将具有 $n+1$ 个节点的且其代数精度达到 $2n+1$ 的求积公式称为高斯(Gauss)型求积公式(或最高代数精度求积公式), 节点 x_i 称为高斯点.

高斯型求积公式中含有 $2n+2$ 个参数 $x_i, A_i (i=0, 1, \dots, n)$, 这些参数必然满足 $R[x^k] = 0 (k=0, 1, \dots, 2n+1)$, 即

$$\int_a^b \omega(x) x^k dx = \sum_{i=0}^n A_i x_i^k, \quad k=0, 1, \dots, 2n+1.$$

可以通过解方程组求出高斯型求积公式中的节点和求积系数 $x_i, A_i (i=0, 1, \dots, n)$, 从而得到高斯型求积公式.

高斯型求积公式

例6.7 确定以下高斯型求积公式及其误差项.

$$\int_{-1}^1 f(x) dx \approx A_0 f(x_0) + A_1 f(x_1).$$

高斯型求积公式

例6.7 确定以下高斯型求积公式及其误差项.

$$\int_{-1}^1 f(x) dx \approx A_0 f(x_0) + A_1 f(x_1).$$

解 这是 $n=1$ 的高斯型求积公式, 其代数精度 $m=2n+1=3$.
所以求积公式对 $f(x)=1, x, x^2, x^3$ 准确成立, 由此得

$$\begin{cases} A_0 + A_1 = 2, \\ x_0 A_0 + x_1 A_1 = 0, \\ x_0^2 A_0 + x_1^2 A_1 = 2/3, \\ x_0^3 A_0 + x_1^3 A_1 = 0. \end{cases}$$

解之, 得 $x_0 = -\sqrt{3}/3$, $x_1 = \sqrt{3}/3$, $A_0 = A_1 = 1$. 所求高斯型求积公式为

$$\int_{-1}^1 f(x) dx \approx f(-\sqrt{3}/3) + f(\sqrt{3}/3).$$

高斯型求积公式

下面利用广义佩亚诺定理确定误差项. 由于代数精度 $m = 3$, 取

$$e(x) = \frac{f^{(4)}(\xi)}{4!} \left(x + \frac{\sqrt{3}}{3}\right)^2 \left(x - \frac{\sqrt{3}}{3}\right)^2 = \frac{f^{(4)}(\xi)}{24} \left(x^2 - \frac{1}{3}\right)^2.$$

则,

$$\begin{aligned} R[f] &= R[e] = I[e] - Q[e] = I[e] = \int_{-1}^1 \frac{f^{(4)}(\xi)}{24} \left(x^2 - \frac{1}{3}\right)^2 dx \\ &= \frac{f^{(4)}(\eta)}{24} \int_{-1}^1 \left(x^2 - \frac{1}{3}\right)^2 dx = \frac{1}{135} f^{(4)}(\eta), \quad -1 \leq \eta \leq 1. \end{aligned}$$

高斯型求积公式

方程组是个非线性方程组, 不易求解. 下述定理则给出了一个构造高斯型求积公式的方法.

Theorem

求积公式的代数精度 $m = 2n + 1$ 的充分必要条件是节点 x_i ($i = 0, 1, \dots, n$) 为区间 $[a, b]$ 上关于权函数 $\omega(x)$ 正交的 $n + 1$ 次正交多项式 $g_{n+1}(x)$ 的零点, 且求积系数

$$A_i = \int_a^b \omega(x) l_i(x) dx, \quad i = 0, 1, \dots, n.$$

高斯型求积公式

证明 充分性 对任意次数不超过 $2n+1$ 的多项式 $p_{2n+1}(x)$, 设 $p_{2n+1}(x)$ 除以 $g_{n+1}(x)$ 的商为 $q_n(x)$, 余式为 $r_n(x)$, 则

$$p_{2n+1}(x) = g_{n+1}(x)q_n(x) + r_n(x),$$

$$\begin{aligned} R[p_{2n+1}] &= R[g_{n+1}q_n] + R[r_n] \quad (m \geq n, \text{ 则 } R[r_n] = 0.) \\ &= I[g_{n+1}q_n] - Q[g_{n+1}q_n] \\ &= \int_a^b \omega(x)g_{n+1}(x)q_n(x)dx - \sum_{i=0}^n A_i g_{n+1}(x_i)q_n(x_i). \end{aligned}$$

由于 g_{n+1} 与任意不超过 n 次的多项式正交, 故上式第一项等于零; 又由于 $x_i (i = 0, 1, \dots, n)$ 是 $g_{n+1}(x)$ 的零点, 故第二项等于零. 所以,

$$R[p_{2n+1}] = 0.$$

高斯型求积公式

即代数精度 $m \geq 2n + 1$, 结合前面的讨论结果 $m \leq 2n + 1$, 所以其代数精度 $m = 2n + 1$.

必要性 设其代数精度为 $m = 2n + 1$, 则 $R[p_{2n+1}] = 0, R[r_n] = 0$. 于是

$$\begin{aligned} 0 &= R[p_{2n+1}] = R[g_{n+1}q_n] + R[r_n] = I[g_{n+1}q_n] - Q[g_{n+1}q_n] \\ &= \int_a^b \omega(x)g_{n+1}(x)q_n(x)dx - \sum_{i=0}^n A_i g_{n+1}(x_i)q_n(x_i) \\ &= - \sum_{i=0}^n A_i g_{n+1}(x_i)q_n(x_i). \end{aligned}$$

即 $\sum_{i=0}^n A_i g_{n+1}(x_i)q_n(x_i) = 0$, 由 $p_{2n+1}(x)$ 的任意性知 $q_n(x_i)$ 也具有任意性. 因此, $g_{n+1}(x_i) = 0$, 即 x_i 为 $g_{n+1}(x)$ 的零点.

高斯型求积公式

Lemma

设 $\{g_k(x)\}$ 是区间 $[a, b]$ 上关于权函数 $\omega(x)$ 正交的、最高次项系数为 1 的 k 次正交多项式, $x_i (i = 0, 1, \dots, n)$ 是 $g_{n+1}(x)$ 的零点, 则下式成立.

$$\frac{g_{n+1}(x)}{x - x_i} = \frac{\gamma_n}{g_n(x_i)} \sum_{k=0}^n \frac{g_k(x)g_k(x_i)}{\gamma_k}.$$

高斯型求积公式

Lemma

设 $\{g_k(x)\}$ 是区间 $[a, b]$ 上关于权函数 $\omega(x)$ 正交的、最高次项系数为 1 的 k 次正交多项式, $x_i (i = 0, 1, \dots, n)$ 是 $g_{n+1}(x)$ 的零点, 则下式成立.

$$\frac{g_{n+1}(x)}{x - x_i} = \frac{\gamma_n}{g_n(x_i)} \sum_{k=0}^n \frac{g_k(x)g_k(x_i)}{\gamma_k}.$$

Theorem

设 $\{g_k(x)\}$ 是区间 $[a, b]$ 上关于权函数 $\omega(x)$ 正交的、最高次项系数为 1 的 k 次正交多项式, $x_i (i = 0, 1, \dots, n)$ 是 $g_{n+1}(x)$ 的零点, 则高斯型求积公式的求积系数可以表示为

$$A_i = \frac{\gamma_n}{g'_{n+1}(x_i)g_n(x_i)}, \quad i = 0, 1, \dots, n.$$

高斯型求积公式

Theorem

设被积函数 $f(x) \in C^{2n+2}$, 设 $\{g_k(x)\}$ 是区间 $[a, b]$ 上关于权函数 $\omega(x)$ 正交的、最高次项系数为 1 的 k 次正交多项式, $x_i (i = 0, 1, \dots, n)$ 是 $g_{n+1}(x)$ 的零点, 则高斯型求积公式的截断误差为

$$R[f] = \frac{\gamma_{n+1}}{(2n+2)!} f^{(2n+2)}(\eta), \quad a \leq \eta \leq b.$$

高斯型求积公式

Theorem

设被积函数 $f(x) \in C^{2n+2}$, 设 $\{g_k(x)\}$ 是区间 $[a, b]$ 上关于权函数 $\omega(x)$ 正交的、最高次项系数为 1 的 k 次正交多项式, $x_i (i = 0, 1, \dots, n)$ 是 $g_{n+1}(x)$ 的零点, 则高斯型求积公式的截断误差为

$$R[f] = \frac{\gamma_{n+1}}{(2n+2)!} f^{(2n+2)}(\eta), \quad a \leq \eta \leq b.$$

证明 由于高斯型求积公式的代数精度 $m = 2n + 1$

$$e(x) = \frac{f^{(2n+2)}(\xi)}{(2n+2)!} (x - x_0)^2 (x - x_1)^2 \cdots (x - x_n)^2,$$

则
$$R[f] = R[e] = I[e] = \frac{\gamma_{n+1}}{(2n+2)!} f^{(2n+2)}(\eta), \quad a \leq \eta \leq b.$$

高斯型求积公式

Theorem

高斯型求积公式的求积系数大于零.

高斯型求积公式

Theorem

高斯型求积公式的求积系数大于零.

证明 由于高斯型求积公式对不超过 $2n+1$ 次的多项式准确成立. 分别取 $f(x) = l_k^2(x)$ ($k = 0, 1, \dots, n$) 有

$$0 < \int_a^b \omega(x) l_k^2(x) dx = \sum_{i=0}^n A_i l_k^2(x_i) = A_k, \quad k = 0, 1, \dots, n.$$

高斯型求积公式

Theorem

高斯型求积公式的求积系数大于零.

证明 由于高斯型求积公式对不超过 $2n+1$ 次的多项式准确成立. 分别取 $f(x) = l_k^2(x)$ ($k = 0, 1, \dots, n$) 有

$$0 < \int_a^b \omega(x) l_k^2(x) dx = \sum_{i=0}^n A_i l_k^2(x_i) = A_k, \quad k = 0, 1, \dots, n.$$

对于最高次项系数为 a_k 的正交多项式 $\{g_k(x)\}$, 高斯型求积公式的求积系数和则截断误差分别为

$$A_i = \frac{a_{n+1}}{a_n} \frac{\gamma_n}{g'_{n+1}(x_i) g_n(x_i)}, \quad i = 0, 1, \dots, n.$$

$$R[f] = \frac{\gamma_{n+1}}{a_{n+1}^2 (2n+2)!} f^{(2n+2)}(\eta), \quad a \leq \eta \leq b.$$

常用的四种高斯型求积公式

1. 高斯-勒让德(Gauss-Legendre)求积公式

勒让德多项式 $p_n(x)$ 是在区间 $[-1, 1]$ 上关于权函数 $\omega(x) \equiv 1$ 正交的正交多项式. $p_n(x)$ 最高次项 x^n 的系数 $a_n = \frac{(2n)!}{2^n(n!)^2}$, 内

积 $\gamma_n = (p_n, p_n) = \frac{2}{2n+1}$. 取节点 $x_i (i = 0, 1, \dots, n)$ 为勒让德多项式 $p_{n+1}(x)$ 的零点, 则得高斯-勒让德求积公式和求积系数及截断误差:

$$\int_{-1}^1 f(x) dx \approx \sum_{i=0}^n A_i f(x_i),$$

常用的四种高斯型求积公式

1. 高斯-勒让德(Gauss-Legendre)求积公式

勒让德多项式 $p_n(x)$ 是在区间 $[-1, 1]$ 上关于权函数 $\omega(x) \equiv 1$ 正交的正交多项式. $p_n(x)$ 最高次项 x^n 的系数 $a_n = \frac{(2n)!}{2^n(n!)^2}$, 内积 $\gamma_n = (p_n, p_n) = \frac{2}{2n+1}$. 取节点 $x_i (i = 0, 1, \dots, n)$ 为勒让德多项式 $p_{n+1}(x)$ 的零点, 则得高斯-勒让德求积公式和求积系数及截断误差:

$$\int_{-1}^1 f(x) dx \approx \sum_{i=0}^n A_i f(x_i),$$

$$A_i = \frac{2}{(2n+1)p'_{n+1}(x_i)p_n(x_i)},$$

$$R[f] = \frac{2^{(2n+3)}[(n+1)!]^4}{(2n+3)[(2n+2)!]^3} f^{(2n+2)}(\eta), \quad -1 \leq \eta \leq 1.$$

常用的四种高斯型求积公式

对于一般区间 $[a, b]$ 上的积分 $\int_a^b f(x) dx$, 通过变量代换 $x = \frac{a+b}{2} + \frac{b-a}{2}t$, 化为区间 $[-1, 1]$ 上的积分

$$\frac{b-a}{2} \int_{-1}^1 f\left(\frac{b+a}{2} + \frac{b-a}{2}t\right) dt.$$

常用的四种高斯型求积公式

对于一般区间 $[a, b]$ 上的积分 $\int_a^b f(x) dx$, 通过变量代换 $x = \frac{a+b}{2} + \frac{b-a}{2}t$, 化为区间 $[-1, 1]$ 上的积分

$$\frac{b-a}{2} \int_{-1}^1 f\left(\frac{b+a}{2} + \frac{b-a}{2}t\right) dt.$$

例6.8 用 $n=3$ 的高斯-勒让德求积公式计算积分

$$\int_0^1 \frac{\sin x}{x} dx.$$

解 令 $x = (t+1)/2$, 则 $I[f] = \int_0^1 \frac{\sin x}{x} dx = \int_{-1}^1 \frac{\sin \frac{t+1}{2}}{t+1} dt$,
记 $f(t) = \frac{\sin \frac{t+1}{2}}{t+1}$, $n=3$. 由表6.2知

$$I[f] \approx Q[f] = \sum_{i=0}^3 A_i f(t_i) = 0.946\,083\,070\,2.$$

常用的四种高斯型求积公式

2. 高斯-拉盖尔(Gauss-Laguerre)求积公式

拉盖尔多项式 $\{L_n(x)\}$ 是区间 $[0, +\infty)$ 上关于权函数 $\omega(x) = e^{-x}$ 正交的正交多项式. $L_n(x)$ 最高次项 x^n 的系数 $a_n = (-1)^n$, 内积 $\gamma_n = (n!)^2$, 取节点 $x_i (i = 0, 1, \dots, n)$ 为拉盖尔多项式 $L_{n+1}(x)$ 的零点. 则得高斯-拉盖尔求积公式和求积系数及截断误差:

$$\int_0^{\infty} e^{-x} f(x) dx \approx \sum_{i=0}^n A_i f(x_i),$$

$$A_i = -\frac{(n!)^2}{L'_{n+1}(x_i)L_n(x_i)},$$

$$R[f] = \frac{[(n+1)!]^2}{(2n+2)!} f^{(2n+2)}(\eta), \quad 0 \leq \eta < +\infty.$$

常用的四种高斯型求积公式

3. 高斯-埃尔米特(Gauss-Hermite)求积公式

埃尔米特多项式 $\{H_n(x)\}$ 是在区间 $(-\infty, +\infty)$ 上关于权函数 $\omega(x) = e^{-x^2}$ 正交的正交多项式. $H_n(x)$ 最高次项 x^n 的系数 $a_n = 2^n$, 内积 $\gamma_n = 2^n(n!)\sqrt{\pi}$, 取节点 $x_i (i = 0, 1, \dots, n)$ 为埃尔米特多项式 $H_{n+1}(x)$ 的零点. 则得高斯-埃尔米特求积公式和求积系数及截断误差:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} e^{-x^2} f(x) dx \approx \sum_{i=0}^n A_i f(x_i),$$

$$A_i = \frac{2^{n+1} n! \sqrt{\pi}}{H'_{n+1}(x_i) H_n(x_i)},$$

$$R[f] = \frac{(n+1)! \sqrt{\pi}}{2^{n+1} (2n+2)!} f^{(2n+2)}(\eta), \quad -\infty < \eta < +\infty.$$

常用的四种高斯型求积公式

4. 高斯-切比雪夫(Gauss-Chebyshev)求积公式

切比雪夫多项式 $\{T_n(x)\}$ 是在区间 $[-1, 1]$ 上关于权函

数 $\omega(x) = \frac{1}{\sqrt{1-x^2}}$ 正交的正交多项式. $T_n(x)$ 最高次项 x^n 的系

数 $a_n = 2^{n-1}$, 内积 $\gamma_n = \pi/2$ ($n \geq 1$). 取节点 x_i ($i = 0, 1, \dots, n$) 为

切比雪夫多项式 $T_{n+1}(x)$ 的零点

$$x_i = \cos \frac{2i+1}{2(n+1)}\pi, \quad i = 0, 1, \dots, n.$$

得高斯-切比雪夫求积公式和截断误差:

$$\int_{-1}^1 \frac{f(x)}{\sqrt{1-x^2}} dx \approx \frac{\pi}{n+1} \sum_{i=0}^n f\left(\cos \frac{2i+1}{2(n+1)}\pi\right).$$

$$R[f] = \frac{\pi}{2^{2n+1}(2n+2)!} f^{(2n+2)}(\eta), \quad -1 \leq \eta \leq 1.$$

数值微分

计算列表函数近似导数的方法, 即数值微分法.

数值微分

计算列表函数近似导数的方法, 即数值微分法.

插值型数值微分公式是取 $f(x)$ 的插值多项式 (如 $L_n(x)$) 的 k 阶导数作为 $f(x)$ 的 k 阶导数的近似表达式. 即取 $f^{(k)}(x) \approx L_n^{(k)}(x)$,
 $f^{(k)}(x_i) \approx L_n^{(k)}(x_i)$.

数值微分

计算列表函数近似导数的方法, 即数值微分法.

插值型数值微分公式是取 $f(x)$ 的插值多项式 (如 $L_n(x)$) 的 k 阶导数作为 $f(x)$ 的 k 阶导数的近似表达式. 即取 $f^{(k)}(x) \approx L_n^{(k)}(x)$,
 $f^{(k)}(x_i) \approx L_n^{(k)}(x_i)$. 由插值法知

$$f(x) = L_n(x) + R_n(x),$$

$$\text{则 } f^{(k)}(x) = L_n^{(k)}(x) + R_n^{(k)}(x).$$

截断误差

$$R[f] = f^{(k)}(x) - L_n^{(k)}(x) = R_n^{(k)}(x) = \frac{d^k}{dx^k} \left\{ \frac{f^{(n+1)}(\xi)}{(n+1)!} \pi_{n+1}(x) \right\}.$$

其中 ξ 与 x, x_0, x_1, \dots, x_n 有关.

插值型数值微分公式

1. 两点数值微分公式 ($n = 1, k = 1$)

$$L_1(x) = \frac{x - x_1}{x_0 - x_1} f(x_0) + \frac{x - x_0}{x_1 - x_0} f(x_1),$$

$$R_1(x) = \frac{f''(\xi)}{2!} (x - x_0)(x - x_1).$$

则 $L'_1(x) = \frac{f(x_1) - f(x_0)}{h}$, 其中 $h = x_1 - x_0$.

$$R'_1(x_0) = -\frac{h}{2} f''(\xi), \quad R'_1(x_1) = \frac{h}{2} f''(\xi).$$

插值型数值微分公式

1. 两点数值微分公式 ($n = 1, k = 1$)

$$L_1(x) = \frac{x - x_1}{x_0 - x_1} f(x_0) + \frac{x - x_0}{x_1 - x_0} f(x_1),$$

$$R_1(x) = \frac{f''(\xi)}{2!} (x - x_0)(x - x_1).$$

则 $L'_1(x) = \frac{f(x_1) - f(x_0)}{h}$, 其中 $h = x_1 - x_0$.

$$R'_1(x_0) = -\frac{h}{2} f''(\xi), \quad R'_1(x_1) = \frac{h}{2} f''(\xi).$$

所以, 由 $f'(x) = L'_1(x) + R'_1(x)$ 得

$$\begin{cases} f'(x_0) = \frac{f(x_1) - f(x_0)}{h} - \frac{h}{2} f''(\xi), \\ f'(x_1) = \frac{f(x_1) - f(x_0)}{h} + \frac{h}{2} f''(\xi). \end{cases}$$

插值型数值微分公式

2. 三点数值微分公式($n=2$), ($k=1$)

设插值节点等距分布, 即 $x_i = x_0 + ih$, $i = 0, 1, 2$.

$$L_2(x) = \sum_{i=0}^2 l_i(x) f(x_i), \quad R_2(x) = \frac{f'''(\xi)}{3!} (x - x_0)(x - x_1)(x - x_2).$$

$$L_2'(x) = \frac{2x - x_1 - x_2}{(x_0 - x_1)(x_0 - x_2)} y_0 + \frac{2x - x_0 - x_2}{(x_1 - x_0)(x_1 - x_2)} y_1 + \frac{2x - x_0 - x_1}{(x_2 - x_0)(x_2 - x_1)} y_2$$

插值型数值微分公式

2. 三点数值微分公式($n=2$), ($k=1$)

设插值节点等距分布, 即 $x_i = x_0 + ih$, $i = 0, 1, 2$.

$$L_2(x) = \sum_{i=0}^2 l_i(x)f(x_i), \quad R_2(x) = \frac{f'''(\xi)}{3!}(x-x_0)(x-x_1)(x-x_2).$$

$$L_2'(x) = \frac{2x-x_1-x_2}{(x_0-x_1)(x_0-x_2)}y_0 + \frac{2x-x_0-x_2}{(x_1-x_0)(x_1-x_2)}y_1 + \frac{2x-x_0-x_1}{(x_2-x_0)(x_2-x_1)}y_2$$

$$\left\{ \begin{array}{l} f'(x_0) = \frac{-3f(x_0)+4f(x_1)-f(x_2)}{2h} + \frac{h^2}{3}f'''(\xi), \\ f'(x_1) = \frac{f(x_2)-f(x_0)}{2h} - \frac{h^2}{6}f'''(\xi), \\ f'(x_2) = \frac{f(x_0)-4f(x_1)+3f(x_2)}{2h} + \frac{h^2}{3}f'''(\xi). \end{array} \right.$$

$$f'(x) = \frac{f(x+h) - f(x-h)}{2h} - \frac{h^2}{6}f'''(\xi).$$

插值型数值微分公式

(2) 求二阶导数($k=2$)

$$L_2''(x) = \frac{f(x_0) - 2f(x_1) + f(x_2)}{h^2},$$

$$\begin{aligned} R_2''(x) &= \frac{1}{3}(x - x_0 + x - x_1 + x - x_2)f'''(\xi) \\ &+ \frac{2}{4!}[(x - x_1)(x - x_2) + (x - x_0)(x - x_2) + (x - x_0)(x - x_1)]f^{(4)}(\bar{\xi}) \\ &+ \frac{1}{6}(x - x_0)(x - x_1)(x - x_2)\frac{d^2 f'''(\xi)}{dx^2}. \end{aligned}$$

$$\begin{cases} f''(x_0) = \frac{f(x_0) - 2f(x_1) + f(x_2)}{h^2} - hf'''(\xi) + \frac{h^2}{6}f^{(4)}(\bar{\xi}), \\ f''(x_1) = \frac{f(x_0) - 2f(x_1) + f(x_2)}{h^2} - \frac{h^2}{12}f^{(4)}(\bar{\xi}), \\ f''(x_2) = \frac{f(x_0) - 2f(x_1) + f(x_2)}{h^2} + hf'''(\xi) + \frac{h^2}{6}f^{(4)}(\bar{\xi}). \end{cases}$$

插值型数值微分公式

一个常用的二阶数值微分公式

$$f''(x) = \frac{f(x-h) - 2f(x) + f(x+h)}{h^2} - \frac{h^2}{12}f^{(4)}(\xi).$$

插值型数值微分公式

一个常用的二阶数值微分公式

$$f''(x) = \frac{f(x-h) - 2f(x) + f(x+h)}{h^2} - \frac{h^2}{12} f^{(4)}(\xi).$$

由数值微分公式可见, 其截断误差都随步长 h 的减小而减小, 但所有公式都是以 h 作除数, 因而随步长 h 的减小, 式中函数值的误差将给导数计算带来越大的误差. 所以, h 的选取要合适, 不宜太大, 也不宜太小, 原则上不能让舍入误差超过截断误差.

待定系数法

与数值积分法中的待定系数法类似, 也可用待定系数法导出数值微分公式

待定系数法

与数值积分法中的待定系数法类似, 也可用待定系数法导出数值微分公式

例6.9 确定如下数值微分公式

$$f''(x_0) \approx c_0 f(x_0) + c_1 f'(x_0) + c_2 f(x_1),$$

使其具有尽可能高的代数精度, 并给出截断误差表示式.

待定系数法

与数值积分法中的待定系数法类似, 也可用待定系数法导出数值微分公式

例6.9 确定如下数值微分公式

$$f''(x_0) \approx c_0 f(x_0) + c_1 f'(x_0) + c_2 f(x_1),$$

使其具有尽可能高的代数精度, 并给出截断误差表示式.

解 为了便于计算, 令 $x_0 = 0$, $x_1 = h$, 则截断误差

$$R[f] = f''(0) - c_0 f(0) - c_1 f'(0) - c_2 f(h).$$

待定系数法

与数值积分法中的待定系数法类似, 也可用待定系数法导出数值微分公式

例6.9 确定如下数值微分公式

$$f''(x_0) \approx c_0 f(x_0) + c_1 f'(x_0) + c_2 f(x_1),$$

使其具有尽可能高的代数精度, 并给出截断误差表示式.

解 为了便于计算, 令 $x_0 = 0$, $x_1 = h$, 则截断误差

$$R[f] = f''(0) - c_0 f(0) - c_1 f'(0) - c_2 f(h).$$

分别取 $f = 1, x, x^2$, 令 $R[f] = 0$, 则得方程组

$$-c_0 - c_2 = 0,$$

$$-c_1 - c_2 h = 0,$$

$$2 - c_2 h^2 = 0.$$

待定系数法

解之, 得 $c_0 = -2/h^2$, $c_1 = -2/h$, $c_2 = 2/h^2$. 从而,

$$f''(x_0) \approx \frac{2}{h^2}[-f(x_0) - hf'(x_0) + f(x_1)],$$

其中 $h = x_1 - x_0$.

由于 $R[x^3] = -c_2 h^3 = -2h \neq 0$. 所以, 代数精度 $m = 2$.

待定系数法

解之, 得 $c_0 = -2/h^2$, $c_1 = -2/h$, $c_2 = 2/h^2$. 从而,

$$f''(x_0) \approx \frac{2}{h^2}[-f(x_0) - hf'(x_0) + f(x_1)],$$

其中 $h = x_1 - x_0$.

由于 $R[x^3] = -c_2 h^3 = -2h \neq 0$. 所以, 代数精度 $m = 2$. 根据广义佩亚诺定理取

$$e(x) = \frac{f'''(\xi)}{3!}(x - x_0)^2(x - x_1),$$

$$\begin{aligned} \text{则 } R[f] &= R[e] = e''(x_0) - \frac{2}{h^2}[-e(x_0) - he'(x_0) + e(x_1)] = \\ e''(x_0) &= -\frac{h}{3}f'''(\xi). \end{aligned}$$