

数值分析 整理：常微分方程数值解，数值积分，插值法和函数逼近，非线性方程

数值分析 整理：常微分方程数值解，数值积分，插值法和函数逼近，非线性方程

常微分方程数值解

差分方法

线性多步法

绝对稳定性和相对稳定性

数值积分

代数精度、插值型求积公式

Newton-Cotes型公式、复合公式、Romberg算法、Gauss型公式、数值微分和奇异积分

插值法与函数逼近

多项式插值、Runge现象与分段低次插值

函数逼近和数据拟合

求解非线性方程

常微分方程数值解

差分方法

- Euler单步法 $y_{n+1} = y_n + hf_n$ (Taylor展开, 或者用左矩公式计算数值积分 $y_{n+1} = y_n + \int_{t_n}^{t_n+h} f(s, y(s))ds$)
- 隐式Euler法 $y_{n+1} = y_n + hf_{n+1}$. 由于 f_{n+1} 的计算实际上要用到 y_{n+1} , 所以需要用Picard迭代法求解
- 梯形法 $y_{n+1} = y_n + \frac{h}{2}(f_n + f_{n+1})$
- Runge-Kutta法 用数值积分公式推导

$$y_{n+1} = y_n + h \sum_{j=1}^m c_j K_j$$

其中 $K_j = f(s_j, y(s_j))$, $y(s_j)$ 同样用数值积分 $y(s_j) = y_n + h \sum_{l=1}^{j-1} b_{jl} K_l$ 来代替

最终得到**显式Runge-Kutta形式**:

$$y_{n+1} = y_n + h \sum_{j=1}^m c_j K_j, \quad K_j = f\left(x_n + a_j h, y_n + h \sum_{l=1}^{j-1} b_{jl} K_l\right)$$

这里 a, b, c 系数的确定可以通过Taylor展开待定系数法.

在 $y(s_j)$ 的数值积分中也可以考虑率所有 s_1, \dots, s_m 上的插值: $y(s_j) = y_n + h \sum_{l=1}^m b_{jl} K_l$

此时得到**隐式Runge-Kutta形式**:

$$y_{n+1} = y_n + h \sum_{j=1}^m c_j K_j, \quad K_j = f\left(x_n + a_j h, y_n + h \sum_{l=1}^m b_{jl} K_l\right).$$

这时 K_j 需要通过求解方程来确定.

- 差分法的局部截断误差**

我们考虑单步、显式的差分格式:

$$y_{n+1} = y_n + h\phi(t_n, y_n; h).$$

定义**局部截断误差**为:

$$L(t_n, y(t_n); h) := y(t_{n+1}) - [y(t_n) + h\phi(t_n, y(t_n); h)]$$

它的含义是: 如果认为第 n 步计算出来的函数值是准确的, 那么再向后计算一步 (得到 y_{n+1}) 与真实值的误差

整体截断误差:

$$\varepsilon_n := y(t_n) - y_n.$$

一般来说, 整体截断误差很难分析 (只能对一些简单的方法, 例如Euler法来分析, 而且通常需要对 f 提一些额外要求, 例如满足Lipschitz条件等), 但是局部截断误差的阶数往往都是可以分析的 (Taylor展开即可)

- 适定性: “真解存在唯一”

Picard-Lindelof定理 对于初值问题 $y'(t) = f(t, y)$, $y(t_0) = y_0$, 如果 f 关于 y 满足Lipschitz条件, 则初值问题存在唯一解, 也成为该问题是适定的

- 相容性: 对于一个适定问题, 如果 $\frac{1}{h}L(t, y(t); h) \rightarrow 0$ 对所有 t 都成立, i.e.:

$$\lim_{h \rightarrow 0} \left[\frac{y(t+h) - y(t)}{h} - \phi(t, y(t); h) \right] = 0.$$

则称该差分格式和原问题是相容的.

例如, 如果 $L(t, y(t); h) = O(h^2)$ (局部截断误差为2阶), 则该差分问题是所谓一阶相容的

单步法是相容的当且仅当 $\lim_{h \rightarrow 0} \phi(t, y, h) = f(t, y)$ 对所有 t 成立

- 收敛性: 令 $E(h) = \max_{0 \leq n \leq N} |\varepsilon_n| = \max |y(t_n) - y_n|$, 若 $E(h) \rightarrow 0$, 则称该单步、显式差分格式是收敛的

若 $\phi(t, y, h)$ 是连续函数且关于 y 是Lipschitz的, 则该格式是收敛的当且仅当它是相容的 (从而把收敛性的分析转化成了对 ϕ 本身性质的分析) (证明思路: 利用 $L(t_n, y(t_n); h) = o(h)$ 计算化简)

线性多步法

- 单步法

$$y_{n+1} = y_n + h\phi(t_n, y_n; h).$$

线性 k 步法

$$\sum_{j=0}^k \alpha_j y_{n+j} = h \sum_{j=0}^{k-1} \beta_j f_{n+j} + h\beta_k f_{n+k}$$

$\beta_k = 0$ 为显式多步法, $\beta_k \neq 0$ 为隐式多步法

- 线性多步法的局部截断误差:

$$L(t_n, y(t_n); h) = \sum_{j=0}^k [\alpha_j y(t_{n+j}) - h\beta_j f(t_{n+j}, y(t_{n+j}))]$$

- 相容性:

如果 $\frac{1}{h}L(t, y(t); h) \rightarrow 0$, 则称多步法和原问题相容.

特别地, 设局部截断误差 $L(t, y(t); h) = O(h^{p+1})$, 则该多步法和原IVP是 p 阶相容的

线性多步法是相容的当且仅当 $\rho(1) = 0$ 且 $\rho'(1) = \sigma(1)$, 其中 ρ 和 σ 分别是第一和第二特征多项式:

$$\rho(\lambda) = \sum_{j=0}^k \alpha_j \lambda^j, \quad \sigma(\lambda) = \sum_{j=0}^k \beta_j \lambda^j.$$

例如在多步法 $y_{n+2} - (1+a)y_{n+1} + ay_n = \frac{h}{4}[(3-b)f_{n+2} + (1-3b)f_n]$ 取 $a = 0, b = 1$, 则:

$$\rho(\lambda) = \lambda^2 - \lambda, \quad \sigma(\lambda) = \frac{1}{2}(\lambda^2 - 1).$$

于是 $\rho(1) = 0, \rho'(1) = 1$, 但 $\sigma(1) = 0$, 所以该格式不是相容的. 而如果取 $a = b = 1$, 则为:

$$\rho(\lambda) = \lambda^2 - 2\lambda + 1, \quad \sigma(\lambda) = \frac{1}{2}(\lambda^2 - 1),$$

此时 $\rho(1) = 0, \rho'(1) = 0, \sigma(1) = 0$, 此时相容.

- 多步法对初值的稳定性:

定义: 称多步法对初值是稳定的, 如果存在常数 C, h_0 , 对任何 $\varepsilon > 0$, 只要 $h < h_0$, 如果两组初值 $\{u_j\}_{j=0}^{k-1}$ 和 $\{v_j\}_{j=0}^{k-1}$ 满足 $\max_{0 \leq j \leq k-1} |u_j - v_j| < \varepsilon$, 则对于这两组初值算出来的解 $\{u_n\}_{n=0}^N$ 和 $\{v_n\}_{n=0}^N$ 满足必然有:

$$\max_{nh \leq T} |u_n - v_n| \leq C \max_{0 \leq j \leq k-1} |u_j - v_j|.$$

对于单步法 $y_{n+1} = y_n + h\phi(t_n, y_n; h)$, 如果 ϕ 关于 y 满足Lipschitz条件, 则单步法一定是稳定的 (从前面证明 ϕ 满足Lipschitz条件 \Rightarrow 相容性蕴含收敛性的证明即可看出这一点, 特别地, 在那个证明过程中我们并没有考虑舍入误差, 因此初值的误差 $|\varepsilon_0| = 0$, 由此证明出 $E(h) \rightarrow 0$ 也就是单步法收敛)

多步法对初值稳定当且仅当 $\rho(\lambda)$ 的所有根都在闭单位圆盘中, 而且单位圆周上的所有根都是单根

仍然举上面的例子, 取 $a = b = 1$, 则 $\rho(\lambda)$ 有二重根1, 所以对初值不稳定.

绝对稳定性和相对稳定性

- Setting: 要估计舍入误差的影响. 对于多步法取一个模型问题 $f = \mu y$ (即线性增长), 则要想保证误差有界, 必须满足:

$$\rho(\lambda) - \bar{h}\sigma(\lambda) = 0$$

的根模都小于1 (这里的 $\bar{h} = \mu h$)

- 绝对稳定: $\rho(\lambda) - \bar{h}\sigma(\lambda) = 0$ 的根都在单位 (开) 圆盘内, 则多步法对于 \bar{h} 绝对稳定 (必要条件: 本身指数衰减, 即 $\operatorname{Re}\mu < 0$)

仍然举上面的例子:

$$\rho(\lambda) = \lambda^2 - \lambda, \quad \sigma(\lambda) = \frac{1}{2}(\lambda^2 - 1)$$

为了简单起见, 我们只考虑 $\mu \in \mathbb{R}$ 的情形, 此时:

$$\rho(\lambda) - \bar{h}\sigma(\lambda) = (1 - \bar{h}/2)\lambda^2 - \lambda + \bar{h}/2 = 0$$

可见两个根分别是1和 $\frac{\bar{h}}{2-\bar{h}}$, 注意恒有一个根不在单位开圆盘内, 所以对于所有 $\mu \in \mathbb{R}$, 该方法对 \bar{h} 都不是绝对稳定的!

- 相对稳定: $\rho(\lambda) - \bar{h}\sigma(\lambda) = 0$ 的模最大根 λ_1 满足 $\lambda_1 = e^{\bar{h}} + O(\bar{h}^{p+1})$, 且其他根 λ_j 满足 $|\lambda_j| < |\lambda_1|$, 则是相对稳定的. 对于上面的例子:

$$\rho(\lambda) = (\lambda - 1)^2, \quad \sigma(\lambda) = \frac{1}{2}(\lambda - 1)(\lambda + 1)$$

此时:

$$\rho(\lambda) - \bar{h}\sigma(\lambda) = (\lambda - 1) \left(\lambda - 1 - \frac{\bar{h}}{2}\lambda - \frac{\bar{h}}{2} \right) = 0$$

的两个根分别是1和 $\frac{1+\bar{h}/2}{1-\bar{h}/2}$. 其中 $\frac{1+\bar{h}/2}{1-\bar{h}/2} = 1 + \bar{h} + O(\bar{h}^2) = e^{\bar{h}} + O(\bar{h}^2)$.

另一方面,

$$\left| \frac{1 + \bar{h}/2}{1 - \bar{h}/2} \right| = \sqrt{1 + \frac{\operatorname{Re}\bar{h}}{|1 - \bar{h}/2|^2}},$$

如果 $\operatorname{Re}\bar{h} > 0$, 则 λ_1 满足 $\lambda_1 = e^{\bar{h}} + O(\bar{h}^2)$ 且 $|\lambda_1| > |\lambda_2| = 1$, 为相对稳定的;

如果 $\operatorname{Re}\bar{h} < 0$, 则 $\lambda_1 = 1 = e^{\bar{h}} + O(\bar{h})$, 且 $|\lambda_2| = \sqrt{1 + \frac{\operatorname{Re}\bar{h}}{|1 - \bar{h}/2|^2}} < 1 = |\lambda_1| = 1$, 也是相对稳定的, 因此相对稳定域就是整个复平面 (无条件相对稳定).

- 【例题】考虑线性单步法 $y_{n+1} = y_n + h[\alpha f(x_n, y_n) + \beta f(x_n + \gamma h, y_n + \theta h f(x_n, y_n))]$ 来求解以下常微分方程初值问题:

$$\begin{cases} y' = f, \\ y(x_0) = y_0. \end{cases}$$

请给出一组可行的 $\alpha, \beta, \gamma, \theta$ 的值, 使得该方法至少是2阶精度, 并对于你给出的这一组参数计算稳定区间.

【解】为了计算局部阶段误差, 我们分别计算:

$$\begin{aligned} y(x_{n+1}) &= y(x_n) + hy'(x_n) + \frac{h^2}{2}y''(x_n) + O(h^3), \\ &= y(x_n) + h[\alpha f(x_n, y(x_n)) + \beta f(x_n + \gamma h, y_n + \theta h f(x_n, y(x_n)))] \\ &= y(x_n) + h[\alpha y'(x_n) + \beta[f(x_n, y(x_n)) + \gamma h \frac{\partial f}{\partial x}(x_n, y(x_n)) + \theta h y'(x_n) \frac{\partial f}{\partial y}(x_n, y(x_n))]] + O(h^3) \end{aligned}$$

注意到:

$$y''(x) = \frac{d}{dx} f(x, y(x)) = \frac{\partial f}{\partial x}(x, y(x)) + \frac{\partial f}{\partial y} y'(x)$$

所以不妨设 $\theta = \gamma$, 则此时变为:

$$y(x_n) + h\alpha y'(x_n) + h\beta y'(x_n) + h^2\beta\gamma y''(x_n) + O(h^3),$$

对比可得 $\alpha + \beta = 1$, $\beta\gamma = 1/2$, 所以如果取 $\alpha = \beta = 1/2$, $\gamma = \theta = 1$ 就可得到至少2阶精度的单步格式:

$$y_{n+1} = y_n + \frac{h}{2}[f(x_n, y_n) + f(x_n + h, y_n + hf(x_n, y_n))].$$

为了计算绝对稳定区间，考虑一个模型问题 $f = \mu y$ ，其中 μ 是实数，此时上式变为：

$$y_{n+1} = y_n + \frac{h}{2}[\mu y_n + \mu y_n + h\mu^2 y_n] = y_n(1 + \bar{h} + \frac{1}{2}\bar{h}^2)$$

(这里 $\bar{h} = \mu h$)，其特征多项式为：

$$\lambda = 1 + \bar{h} + \frac{1}{2}\bar{h}^2.$$

绝对稳定的要求为特征多项式的根都落在单位圆内，也就是：

$$|\lambda| = \left| 1 + \bar{h} + \frac{1}{2}\bar{h}^2 \right| < 1$$

由此可解得 $\bar{h} \in (-2, 0)$.

数值积分

代数精度、插值型求积公式

- 求积公式： $\int_a^b \rho(x)f(x)dx \approx \sum_{i=0}^n A_i f(x_i)$ ， $\{x_i\} \subset [a, b]$ 是求积节点
定义误差 $E_n(f) = \int_a^b \rho(x)f(x)dx - \sum_{i=0}^n A_i f(x_i)$
- 代数精度：如果 $E_n(x^m) = 0$ 对 $m = 0, \dots, M$ 都成立，则称求积公式至少具有 M 阶代数精度。如果 $E_n(x^{M+1}) \neq 0$ ，则代数精度为 M
- 插值型求积公式：对于 f 以及求积节点 $\{x_i\}_{i=0}^n$ ，考虑Lagrange插值多项式：

$$L_n(x) = \sum_{i=0}^n f(x_i)l_i(x), \quad l_i(x) = \prod_{j \neq i} \frac{(x - x_j)}{(x_i - x_j)}.$$

(注意 $l_i(x_j) = \delta_{ij}$)

则求积公式为：

$$\int_a^b \rho(x)f(x)dx \approx \int_a^b \rho(x)L_n(x)dx = \sum_{i=0}^n A_i f(x_i), \quad \text{其中 } A_i = \int_a^b \rho(x)l_i(x)dx$$

误差公式为：

$$E_n(f) = \int_a^b \rho(x)R_n(x)dx, \quad \text{其中 } R_n(x) = f(x) - L_n(x) = f[x, x_0, \dots, x_n]\omega_{n+1}(x) = \frac{f^{(n+1)}(\xi_x)}{(n+1)!}\omega_{n+1}(x)$$

很显然，当 f 是次数不超过 n 的多项式，那么 $R_n(x) \equiv 0$ ，此时 $E_n(f) = 0$ ，插值积分准确，因此插值型的求积公式至少具有 n 阶代数精度

- 【命题】如果求积公式 $\int_a^b \rho(x)f(x)dx \approx \sum_{i=0}^n A_i f(x_i)$ 至少具有 n 阶代数精度，则它必然是插值型的
【证明】分别计算 $E_n(l_i)$ 即可
- 收敛性：记步长 $h = \max_{1 \leq k \leq n} (x_k - x_{k-1})$ ，如果有 $\lim_{h \rightarrow 0} \sum_{k=0}^n A_k f(x_k) = \int_a^b \rho(x)f(x)dx$
- 稳定性：如果 $\forall \varepsilon > 0, \exists \delta > 0$ ，使得 $\max_k |f(x_k) - \widehat{f}_k| \leq \delta$ 时（节点处的函数值误差），有 $|I_n(f) - \widehat{I}_n(f)| \leq \varepsilon$ ，则称该求积公式是稳定的
- 相容性：如果公式对 $f \equiv 1$ 是准确成立的，则称其是相容的（可以认为具有 0 阶代数精度），也就是：

$$\int_a^b \rho(x)dx = \sum_{k=0}^n A_k.$$

- 【命题】如果公式是相容的，而且每个 $A_k > 0$ ，则它必是稳定的

【证明】直接计算，然后利用 $A_k > 0$ 去掉绝对值

Newton-Cotes型公式、复合公式、Romberg算法、Gauss型公式、数值微分和奇异积分

- Newton-Cotes型公式：用等距节点构造的插值积分公式

$n = 1$ ：梯形公式：

$$I_1(f) = \frac{b-a}{2}[f(a) + f(b)]$$

$n = 2$: Simpson公式:

$$I_2(f) = \frac{b-a}{6} \left[f(a) + 4f\left(\frac{a+b}{2}\right) + f(b) \right]$$

- 【命题】 n 阶Newton-Cotes型公式至少具有 n 阶代数精度, 如果 n 是偶数, 则代数精度为 $n+1$

【证明】对Simpson ($n = 2$) 进行推导, 更高阶的格式完全类似:

令:

$$q(x) = \int_a^x \omega_3(x) dx = \frac{(x-a)^2(x-b)^2}{4},$$

$$\begin{aligned} E_2(f) &= \int_a^b f[x, x_0, x_1, x_2](x-x_0)(x-x_1)(x-x_2) dx \\ &= \int_a^b f[x, x_0, x_1, x_2] q'(x) dx \\ &= f[x, x_0, x_1, x_2] q(x) \Big|_a^b - \int_a^b q(x) f[x, x, x_0, x_1, x_2] dx \\ &= - \int_a^b q(x) f[x, x, x_0, x_1, x_2] dx \\ &= (\text{积分中值定理}) f[\eta, \eta, x_0, x_1, x_2] \int_a^b q(x) dx \\ &= - \frac{(b-a)^5}{2880} f^{(4)}(\xi). \end{aligned}$$

- 复合公式: 采用分段低次插值来近似计算积分

◦ 复合梯形公式

$$\begin{aligned} I(f) &= \sum_{j=1}^n \int_{x_{j-1}}^{x_j} f(x) dx \approx \sum_{j=1}^n \frac{h}{2} [f(x_{j-1}) + f(x_j)] \\ &= \frac{h}{2} \left[f(a) + f(b) + 2 \sum_{j=1}^{n-1} f(x_j) \right] \equiv T_n \end{aligned}$$

【命题】复合梯形公式是稳定的. 求积系数 > 0

【命题】复合梯形公式是二阶收敛的

FACT: 对于梯形公式, 有误差估计式:

$$\begin{aligned} E_1(f) &= \int_a^b f[x, a, b](x-a)(x-b) dx = f[\eta, a, b] \int_a^b (x-a)(x-b) dx \\ &= \frac{f^{(2)}(\xi)}{2!} (-(b-a)^3/6) = -\frac{(b-a)^3}{12} f^{(2)}(\xi). \\ \int_{x_{j-1}}^{x_j} f(x) dx &= \frac{h}{2} [f(x_{j-1}) + f(x_j)] - \frac{h^3}{12} f''(\xi_j), \quad \xi_j \in (x_{j-1}, x_j) \\ \Rightarrow I(f) &= \sum_{j=1}^n \int_{x_{j-1}}^{x_j} f(x) dx = T_n - \frac{h^3}{12} \sum_{j=1}^n f''(\xi_j), \end{aligned}$$

其中

$$\left| \frac{h^3}{12} \sum_{j=1}^n f''(\xi_j) \right| \leq \frac{1}{12} h^3 n \|f''\|_{\infty} = \frac{b-a}{12} h^2 \|f''\|_{\infty}.$$

缩小步长的复合梯形公式:

$$T_{2n} = \frac{1}{2}(T_n + H_n), \quad H_n = \frac{h}{2} \sum_{i=1}^n f(x_{i-\frac{1}{2}}), \quad x_{i-\frac{1}{2}} = x_i - \frac{1}{2}h = a + (i-1/2)h.$$

◦ 复合Simpson公式:

$$S_n = \frac{1}{3}T_n + \frac{2}{3}H_n.$$

【命题】复合Simpson公式是四阶收敛的

FACT: 对于Simpson公式, $E_2(f) = -\frac{(b-a)^5}{2880} f^{(4)}(\xi)$, $\xi \in (a, b)$

$$\begin{aligned}\int_{x_{j-1}}^{x_j} f(x)dx &= \frac{h}{6} [f(x_{j-1}) + 4f(x_{j-1/2}) + f(x_j)] - \frac{h^5}{2880} f^{(4)}(\xi_j), \\ \Rightarrow I(f) &= \sum_{j=1}^n \int_{x_{j-1}}^{x_j} f(x)dx = S_n - \frac{h^5}{2880} \sum_{j=1}^n f^{(4)}(\xi_j), \\ \Rightarrow \left| \frac{h^5}{2880} \sum_{j=1}^n f^{(4)}(\xi_j) \right| &\leq \frac{h^4}{2880} \|f^{(4)}\|_{\infty}.\end{aligned}$$

o 复合Hermite公式:

Hermite插值积分:

$$\int_a^b f(x)dx = \frac{b-a}{2} [f(a) + f(b)] + \frac{(b-a)^2}{12} [f'(a) - f'(b)] + E(f)$$

这里:

$$E(f) = \int_a^b R(x)dx = \int_a^b f[x, a, a, b, b](x-a)^2(x-b)^2dx = \frac{(b-a)^5}{720} f^{(4)}(\eta).$$

所以, 如果用复合公式:

$$U_n = \frac{h}{2} [f(a) + f(b) + \sum_{k=1}^{n-1} f(x_k)] + \frac{h^2}{12} [f'(a) - f'(b)]$$

则

$$|E_n(f)| = \left| \int_a^b f(x)dx - U_n(f) \right| \leq \frac{(b-a) \|f^{(4)}\|_{\infty}}{720} h^4.$$

Rmk: 复合Hermite公式只比复合梯形公式 T_n 多了两端点的导数项, 精度却直接提高到了四阶

• Romberg算法: 原理为Euler-Maclaurin公式+Richardson外推

o Euler-Maclaurin公式

■ Bernoulli多项式

递推定义: $B_0(x) = 1$, $B_k(x) = A_k + k \int_0^x B_{k-1}(t)dt$, 其中 $x \in [0, 1]$

这里

$$A_k = -k \int_0^1 \int_0^x B_{k-1}(t)dt dx.$$

Bernoulli数: $B_k := B_k(0)$

■ Euler-Maclaurin公式:

$$\int_a^b f(x)dx - T_n(f) = -\sum_{l=1}^m \frac{B_{2l}}{(2l)!} [f^{(2l-1)}(b) - f^{(2l-1)}(a)] h^{2l} + r_{m+1},$$

这里 $T_n(f) = \frac{h}{2} [f(a) + f(b) + 2 \sum_{k=1}^{n-1} f(x_k)]$

$$r_{m+1} = \frac{h^{2m+2}}{(2m+2)!} \int_a^b [\bar{B}_{2m+2}(x-a/h) - B_{m+2}] f^{(2m+2)}(x)dx$$

这里 \bar{B} 指的是Bernoulli多项式从 $[0, 1]$ 周期延拓后得到的 \mathbb{R} 上的函数

o Richardson外推

■ 我们把Euler-Maclaurin公式重写, 看看能不能将 T_{2n} 和 T_n 做某种线性组合来获得更高精度:

$$\int_a^b f(x)dx - T_n(f) = \alpha_2 h^2 + \alpha_4 h^4 + \cdots + \alpha_{2m} h^{2m} + O(h^{2m+2})$$

加细节点:

$$\int_a^b f(x)dx - T_{2n}(f) = \alpha_2 \left(\frac{h}{2}\right)^2 + \alpha_4 \left(\frac{h}{2}\right)^4 + \cdots + \alpha_{2m} \left(\frac{h}{2}\right)^{2m} + O(h^{2m+2}).$$

观察到:

$$\tilde{T}_{2n} := \frac{4T_{2n}(f) - T_n(f)}{3},$$

则

$$\int_a^b f(x)dx - \tilde{T}_{2n}(f) = \tilde{\alpha}_4 h^4 + \cdots + \tilde{\alpha}_{2m} h^{2m} + P(h^{2m+2}).$$

显然，如果将减半加密节点之后所得的求积格式 T_{2n} 和加密之前的格式 T_n 做某种线性组合，这样收敛得就更快了（类似于迭代法中的Aitken加速法）

进一步地，如果再外推一步：

$$\int_a^b f(x)dx - T_{4n}(x) = \tilde{\alpha}_4 (h/2)^4 + \cdots + \tilde{\alpha}_{2m} (h/2)^{2m} + O(h^{2m+2})$$

可以进一步用 $\tilde{T}_{4n} = \frac{4^2 T_{4n}(f) - \tilde{T}_{2n}(f)}{4^2 - 1}$ 进行加速。

- 一般表述：Richardson外推。写 $T_n(f) = F(h)$ （步长的函数），如果：

$$F(h) - F^* = \sum_{k=1}^{\infty} a_k h^{p_k},$$

则可以通过“加细+组合”的方法构造快速收敛序列：

$$F_{m+1}(h) = \frac{F_m(qh) - q^{p_m} F_m(h)}{1 - q^{p_m}}$$

我们看到上面的减半加密节点就是Richardson外推的一个很好的例子，这实际上就是Romberg求积算法

- Romberg求积算法

- 首先利用梯形公式（减半加密节点）计算：

$$T_1^{(0)} = T_{2^0}, \quad T_1^{(1)} = T_{2^1}, \quad \cdots, \quad T_1^{(k)} = T_{2^k},$$

- 然后进行Richardson外推：

$$T_2^{(0)} = \frac{4T_1^{(1)} - T_1^{(0)}}{3}, \quad T_2^{(1)} = \frac{4T_1^{(2)} - T_1^{(1)}}{3}, \quad T_2^{(2)} = \cdots,$$

$$T_3^{(1)} = \frac{4^2 T_2^{(2)} - T_2^{(1)}}{4^2 - 1}, \quad T_3^{(2)} = \cdots,$$

一般通式为：

$$T_{j+1}^{(k-1)} = \frac{4^j T_j^{(k)} - T_j^{(k-1)}}{4^j - 1}.$$

- Gauss型公式：不采用等距节点，而是采用最优化的节点选择，使得代数精度尽可能高
 - 误差项：

$$E_n(f) = I(f) - I_n(f) = (f[x, x_0, \cdots, x_n], \omega_{n+1})_\rho$$

其中 $\omega_{n+1}(x) = \prod_{i=0}^n (x - x_i)$ 。

假设 f 是 M 次多项式，则 $f[x, x_0, \cdots, x_n]$ 是次数为 $M - (n + 1)$ 的多项式，即 $f[x, x_0, \cdots, x_n] \in \mathcal{P}^{M-n-1}$ 。

如果选择 x_i 是 $n + 1$ 次正交多项式（相对于 ρ ）的零点，则 $\omega_{n+1}(x)$ 是 $n + 1$ 次正交多项式，满足：

$$\omega_{n+1} \perp_\rho \mathcal{P}^n$$

令 $M - n - 1 = n$ 解得 $M = 2n + 1$ ，所以这时候对于 $f \in \mathcal{P}^{2n+1}$ ，我们都有 $E_n(f) = 0$ ！

Slogan：选择节点为 $n + 1$ 次正交多项式的零点，可得至少 $2n + 1$ 阶代数精度

- 固定节点Gauss型公式：变更权函数

如果 $n + 1$ 个节点中共有 m 个固定节点，则有 $n - m + 1$ 个可调整节点，选择其为次数 $n - m + 1$ 正交多项式的零点，则可得 $n + 1 + n - m = 2n + 1 - m$ 阶代数精度，例如下面的例题，3个节点中固定1个节点，可得 $2 \times 2 + 1 - 1 = 4$ 阶代数精度

【例题】

请确定以下求积公式：

$$\int_0^1 x^2 f(x) dx \approx A_1 f(x_1) + A_2 f(x_2) + A_3 f(1),$$

中的参数 A_1, A_2, A_3, x_1, x_2 , 使得其具有尽可能高的代数精度, 并给出代数精度和求积余项公式.

【解答】

因为要求求积公式有尽可能高的代数精度, 因此是插值型的求积公式. 计算积分余项可得:

$$E(f) = \int_0^1 x^2 [f(x) - L(x)] dx = \int_0^1 x^2 f[x, x_1, x_2, 1] (x-1)(x-x_1)(x-x_2) \rho(x) dx.$$

定义 $\rho(x) = x^2(x-1)$, 则:

$$E(f) = \int_0^1 f[x, x_1, x_2, 1] (x-x_1)(x-x_2) \rho(x) dx = (f[x, x_1, x_2, 1], (x-x_1)(x-x_2))_{\rho}.$$

若 f 是次数为 M 的多项式, 则均差 $f[x, x_1, x_2, 1]$ 为次数是 $M-3$ 的多项式. 如果我们选择 x_1, x_2 为 $[0, 1]$ 上关于带权内积 $(\cdot, \cdot)_{\rho}$ 的正交多项式的零点, 则根据正交多项式的性质可知, 当 $M-3 \leq 1$, 即 $M \leq 4$ 时, $(x-x_1)(x-x_2) \perp f[x, x_1, x_2, 1]$, 即 $E(f) = 0$. 也即此时该求积公式有 4 阶代数精度.

下面计算 $[0, 1]$ 上的二次正交多项式, 也就是让 $p_2(x) = x^2 + ax + b$ 在带权内积下与 1 和 x 都正交, 也就是:

$$\begin{aligned} (p_2, 1)_{\rho} = 0 &\Leftrightarrow \int_0^1 (x^2 + ax + b)x^2(x-1)dx = 0 \Leftrightarrow -\frac{1}{20}a - \frac{1}{12}b = \frac{1}{30}, \\ (p_2, x)_{\rho} = 0 &\Leftrightarrow \int_0^1 (x^2 + ax + b)x^3(x-1)dx = 0 \Leftrightarrow -\frac{1}{30} - \frac{1}{20}b = \frac{1}{42}, \end{aligned}$$

解得 $a = -\frac{8}{7}$, $b = \frac{2}{7}$, 由此可知 p_2 的表达式为:

$$p_2(x) = x^2 - \frac{8}{7}x + \frac{2}{7}.$$

解方程 $p_2(x) = 0$ 可得 $x_1 = \frac{4-\sqrt{2}}{7}$, $x_2 = \frac{4+\sqrt{2}}{7}$.

根据代数精度的概念可得:

$$\begin{aligned} A_1 + A_2 + A_3 &= \int_0^1 x^2 dx = \frac{1}{3}, \\ A_1 x_1 + A_2 x_2 + A_3 x_3 &= \int_0^1 x^3 dx = \frac{1}{4}, \\ A_1 x_1^2 + A_2 x_2^2 + A_3 x_3^2 &= \int_0^1 x^4 dx = \frac{1}{5}, \end{aligned}$$

解方程可得:

$$A_1 = \frac{1}{240}[32 - 13\sqrt{2}], \quad A_2 = \frac{1}{240}[32 + 13\sqrt{2}], \quad A_3 = \frac{1}{15}.$$

余项公式即为

$$E(f) = \int_0^1 f[x, x_1, x_2, 1] (x-x_1)(x-x_2) \rho(x) dx$$

○ **Gauss 求积公式的求积系数 A_k 总是大于零.**

【证明】因为 Gauss 求积公式至少有 $2n+1$ 次代数精度, 所以计算 $E_n(l_j(x)^2) = 0$ 可得 $0 < I(l_j(x)^2) = A_j$. (注意到 $l_j(x_k)^2 = \delta_{jk}$)

【推论】Gauss 求积公式总是稳定的 (相容+系数 > 0 推出稳定)

○ **Gauss 求积公式满足 $\lim_{n \rightarrow \infty} I_n(f) = I(f)$**

【证明】设 $\int_a^b \rho(x) dx = \sum_{j=1}^n A_j = C > 0$. $\forall \varepsilon > 0$, 根据 Weierstrass 定理可知, 存在某个多项式 q (不妨 $\deg q = m$), 使得:

$$\|f - q\|_{\infty} < \frac{\varepsilon}{2c},$$

于是:

$$|I_n(f) - I(f)| \leq |I_n(f) - I_n(q)| + |I_n(q) - I(q)| + |I(q) - I(f)|,$$

对于第二项, 取 n 使得 $2n+1 > m$, 则根据 I_n 的代数精度为 $2n+1$ 可知 $I_n(q) - I(q) = 0$;

对于第一项, $|I_n(f) - I_n(q)| = \sum_{j=1}^n A_j |f(x_j) - q(x_j)| \leq \|f - q\|_{\infty} \cdot \int_a^b \rho(x) dx < \varepsilon/2$

对于最后一项, $|I(q) - I(f)| \leq \|f - q\|_\infty \int_a^b \rho(x) dx < \varepsilon/2$

由此可知 $|I_n(f) - I_n(q)| < \varepsilon/2$, 对 n 足够大, 从而收敛.

- Gauss求积公式的余项可估计为:

$$E_n(f) = \frac{f^{(2n+2)}(\eta)}{(2n+2)!} \int_a^b \rho(x) [\omega_{n+1}(x)]^2 dx.$$

【证明】只需要用到 $I_n(f)$ 代数精度为 $2n+1$. 我们写 $f(x)$ 的Newton型Hermite插值:

$$f(x) = H_{2n+1}(x) + f[x, x_0, x_0, x_1, x_1, \dots, x_n, x_n] \omega_{n+1}^2(x).$$

做带权积分, 并根据 I_n 是 $2n+1$ 阶代数精度, 可得

$$\int_a^b \rho(x) H_{2n+1}(x) dx = I_n(H_{2n+1}) = \sum_{k=0}^n A_k H_{2n+1}(x_k) = \sum_{k=0}^n A_n f(x_k).$$

所以:

$$\begin{aligned} E_n(f) &= \int_a^b \rho(x) f(x) dx - \int_a^b \rho(x) H_{2n+1}(x) dx \\ &= \int_a^b \rho f[x, x_0, x_0, \dots, x_n, x_n] \omega_{n+1}^2 dx = f[\eta, x_0, x_0, \dots, x_n, x_n] \int_a^b \rho \omega_{n+1}^2 dx \\ &= \frac{f^{(2n+2)}(\xi)}{(2n+2)!} \int_a^b \rho \omega_{n+1}^2 dx. \end{aligned}$$

- 数值微分

$$f(x_{k+1}) = f(x_{k-1}) + \int_{x_{k-1}}^{x_{k+1}} f'(x) dx$$

用数值积分公式:

$$f_{k+1} = f_{k-1} + \frac{h}{3} (\varphi_{k-1} + 4\varphi_k + \varphi_{k+1}) \Rightarrow \varphi_{k-1} + 4\varphi_k + \varphi_{k+1} = 6f[x_{k-1}, x_{k+1}].$$

φ_0 和 φ_n 可以用两点或三点格式计算, 然后求解三对角方程组

- 奇异积分
 - 区间截断、变量替换
 - 奇点分离

$$\int_0^1 \frac{\cos x}{\sqrt{x}} dx = \int_0^1 \frac{dx}{\sqrt{x}} + \int_0^1 \frac{\cos x - 1}{\sqrt{x}} dx = 2 + \int_0^1 \frac{\cos x - 1}{\sqrt{x}} dx.$$

- Gauss型求积公式 (将奇异部分放在权函数中考虑)

插值法与函数逼近

多项式插值、Runge现象与分段低次插值

- Lagrange插值基函数 $l_k(x) = \prod_{i=0, i \neq k}^n \frac{x - x_i}{x_k - x_i}$, 满足 $l_k(x_m) = \delta_{km}$

$$L_n(x) = \sum_{i=0}^n y_i l_i(x).$$

- 均差

$$f[x_j] = f(x_j), \quad f[x_j, x_{j+1}, \dots, x_{j+k}] := \frac{f[x_{j+1}, \dots, x_{j+k}] - f[x_j, \dots, x_{j+k-1}]}{x_{j+k} - x_j}. \quad (\text{递推定义式})$$

性质:

- $f[x_j, \dots, x_{j+k}] = \sum_{\ell=j}^{j+k} \frac{f(x_\ell)}{\omega'_{jk}(x_\ell)}$

$$\text{其中 } \omega_{jk}(x) = \prod_{m=j}^{j+k} (x - x_m)$$

- $f[x_{\sigma(j)}, \dots, x_{\sigma(j+k)}] = f[x_j, \dots, x_k]$ (对称性)
- $f[x, x_0, \dots, x_k]$ 是 x 的 m 次多项式 $\Rightarrow f[x, x_0, \dots, x_{k+1}]$ 是 x 的 $m-1$ 次多项式
- 如果 $f \in C^n[a, b]$, 而且 x_0, \dots, x_n 为 $[a, b]$ 上互异的 $n+1$ 个点, 则存在 $\xi \in (\min x_i, \max x_i)$, 使得:
$$f[x_0, \dots, x_n] = \frac{f^{(n)}(\xi)}{n!}$$

【几个例题】

◦ 【例1】

题目 1. 设 $x_j, j = 0, 1, \dots, n$ 为互异节点, 求证

1. $\sum_{j=0}^n x_j^k l_j(x) \equiv x^k, k = 0, 1, \dots, n;$
2. $\sum_{j=0}^n (x_j - x)^k l_j(x) \equiv 0, k = 1, \dots, n.$

其中 $l_j(x) = \frac{w_{n+1}(x)}{(x-x_j)w'_{n+1}(x_j)}$ 为 Lagrange 插值基函数, $w_{n+1}(x) = \prod_{j=0}^n (x - x_j)$.

1. 令 $p_k(x) = x^k$, 注意到左边就是 p_k 的 Lagrange 插值多项式, 所以右-左 $= R(x) = \frac{p_k^{(n+1)}(\xi)}{(n+1)!} \omega_{n+1}(x)$, 根据 $k \leq n$ 可知右-左恒等于 0
2. 根据二项式展开以及第一问结论:

$$\begin{aligned} \sum_{j=0}^n (x_j - x)^k l_j(x) &= \sum_{j=0}^n \sum_{i=0}^k \binom{k}{i} x_j^i (-x)^{k-i} l_j(x) \\ &= \sum_{i=0}^k \binom{k}{i} (-x)^{k-i} \left(\sum_{j=0}^n x_j^i l_j(x) \right) = \sum_{i=0}^k \binom{k}{i} (-x)^{k-i} x^i = (x-x)^k \equiv 0. \end{aligned}$$

◦ 【例2】

题目 2. 设 $f(x) = \frac{1}{a-x}$, 试证明

1. $f[x_0, x_1, \dots, x_n] = \prod_{j=0}^n \left(\frac{1}{a-x_j} \right);$
2. $\frac{1}{a-x} = \frac{1}{a-x_0} + \frac{x-x_0}{(a-x_0)(a-x_1)} + \dots + \frac{(x-x_0)\dots(x-x_{n-1})}{(a-x_0)\dots(a-x_n)} + \frac{(x-x_0)\dots(x-x_n)}{(a-x_0)\dots(a-x_n)(a-x)}.$

1. 用数学归纳法直接计算

当 $n=1$ 时, $f[x_0, x_1] = \frac{\frac{1}{a-x_1} - \frac{1}{a-x_0}}{x_1 - x_0} = \frac{1}{(a-x_0)(a-x_1)}$. 假设对 $k=n-1$ 成立, 则

$$\begin{aligned} f[x_0, x_1, \dots, x_n] &= \frac{f[x_1, \dots, x_n] - f[x_0, \dots, x_{n-1}]}{x_n - x_0} \\ &= \frac{\prod_{j=1}^n \left(\frac{1}{a-x_j} \right) - \prod_{j=0}^{n-1} \left(\frac{1}{a-x_j} \right)}{x_n - x_0} \\ &= \prod_{j=0}^n \left(\frac{1}{a-x_j} \right). \end{aligned}$$

由数学归纳法可知等式对任意 $n \in \mathbb{N}$ 都成立.

2. 用 Newton 型插值公式

- 【例3】设 $f(x) = x^7 + x^4 + 3x + 1$, 求 $f[2^0, 2^1, \dots, 2^7] = 1, f[2^0, \dots, 2^8] = 0$

【注】 $f[2^0, \dots, 2^7] = \frac{f^{(7)}(\xi)}{7!}$, 并注意到 $f^{(7)}(x) \equiv 7!$; $f[2^0, \dots, 2^8] = \frac{f^{(8)}(\xi)}{8!}$, 所以 $f[2^0, \dots, 2^8] = 0$.

- Newton 型插值公式:

$$p_n^N(x) = f[x_0] + f[x_0, x_1](x-x_0) + \dots + f[x_0, \dots, x_n] \prod_{j=0}^{n-1} (x-x_j)$$

可以证明 $L_n(x) = p_n^N(x)$

Newton 型插值余项:

$$R_n(f)(x) = f[x, x_0, \dots, x_n] \prod_{j=0}^n (x-x_j) = f[x, x_0, \dots, x_n] \omega_{n+1}(x).$$

插值余项估计:

$$R_n(f)(x) = \frac{f^{(n+1)}(\eta_x)}{(n+1)!} \omega_{n+1}(x)$$

(用均差性质的第五条可得 $f[x, x_0, \dots, x_n] = \frac{f^{(n+1)}(\eta_x)}{(n+1)!} \omega_{n+1}(x)$)

- Hermite型插值公式

Hermite插值基函数: $\alpha_j(x) = (1 + 2l'_j(x_j)(x_j - x))l_j^2(x)$; $\beta_j(x) = (x - x_j)l_j^2(x)$

满足的条件是: $\alpha_j(x_k) = \delta_{jk}$, $\alpha'_j(x_k) = 0$, $\beta_j(x_k) = 0$, $\beta'_j(x_k) = \delta_{jk}$

- 问: 每一次都用插值基函数构造Hermite插值过于麻烦, 是否有类似的Newton型插值公式?

这需要引入重节点的均差: $\frac{d}{dx} f[x, x_0, \dots, x_n] = f[x, x, x_0, \dots, x_n]$ (可用于构造Newton型的一般Hermite插值)

特别地, $f'(x) = \frac{d}{dx} f[x] = f[x, x]$, 另外重节点均差也满足:

$$f[x_0, \dots, x_n] = \frac{f^{(n)}(\xi)}{n!}, \quad f[x_0, \dots, x_n] = \frac{f[x_0, \dots, x_{n-1}] - f[x_1, \dots, x_n]}{x_0 - x_n},$$

以上 x_0, \dots, x_n 都可以有相同的, $\xi \in (\min \xi_i, \max \xi_i)$

- 一般Hermite插值 (密切插值法)

把导数看成重节点的误差, 有Newton型插值多项式:

$$p^{(k)}(x_0) = f^{(k)}(x_0), \quad k = 0, 1, 2, \quad p(x_1) = f(x_1), \quad p(x_2) = f(x_2), \quad p'(x_2) = f'(x_2)$$

$$\begin{aligned} p_5(x) = & f[x_0] + f[x_0, x_0](x - x_0) + f[x_0, x_0, x_0](x - x_0)^2 + f[x_0, x_0, x_0, x_1](x - x_0)^3 \\ & + f[x_0, x_0, x_0, x_1, x_2](x - x_0)^3(x - x_1) + f[x_0, x_0, x_0, x_1, x_2, x_2](x - x_0)^3(x - x_1)(x - x_2) \\ & + f[x_0, x_0, x_0, x_1, x_2, x_2](x - x_0)^3(x - x_1)(x - x_2) \end{aligned}$$

$$R_5(x) = f(x) - p_5(x) = f[x, x_0, x_0, x_0, x_1, x_2, x_2](x - x_0)^3(x - x_1)(x - x_2)^2$$

其中, 重节点均差表可以用递推公式一步一步地计算, 并注意 $f[x, x] = \frac{d}{dx} f[x] = f'(x)$

【例题】函数 $f(x)$ 在点 $x_0 = 0$, $x_1 = 1$ 上的值分别是 $f(x_0) = 0$, $f(x_1) = 1$, 以及在 x_1 点处的导数值为 $f'(x_1) = 0$, 二阶导数值 $f''(x_1) = 1$.

可用待定系数法求出一个三次多项式 $P_3(x)$, 满足:

$$\begin{cases} P_3(x_i) = f(x_i), & i = 0, 1 \\ P'_3(x_1) = f'(x_1), & P''_3(x_1) = f''(x_1). \end{cases}$$

其插值余项表达式为:

$$R_3(x) = f(x) - P_3(x) = f[x, 0, 1, 1, 1]x(x-1)^3$$

- 分段低次插值

- 分段线性插值基函数 (帽子函数):

$$\begin{aligned} \phi_0(x) = & \begin{cases} 0, & x_1 \leq x; \\ \frac{x-x_1}{x_0-x_1}, & x_0 \leq x \leq x_1; \end{cases} & \phi_n(x) = & \begin{cases} 0, & x \leq x_{n-1}; \\ \frac{x-x_{n-1}}{x_n-x_{n-1}}, & x_{n-1} \leq x \leq x_n; \end{cases} \\ \phi_j(x) = & \begin{cases} 0, & x \leq x_{j-1} \text{ or } x \geq x_{j+1}; \\ \frac{x-x_{j-1}}{x_j-x_{j-1}}, & x_{j-1} \leq x \leq x_j; \\ \frac{x-x_{j+1}}{x_j-x_{j+1}}, & x_j \leq x \leq x_{j+1}; \end{cases} & j = & 1, 2, \dots, n-1. \end{aligned}$$

性质: $\sum_{j=0}^n \phi_j(x) = 1_{[a,b]}$

由这些基函数的线性组合可以构造出在每个 $[x_k, x_{k+1}]$ 上的限制都是线性函数的函数 (分段线性插值函数):

$$I_h(x) = \sum_{j=0}^n f_j \phi_j(x)$$

【收敛性】 $f \in C[a, b]$, 当 $h = \max h_i = \max(x_i - x_{i-1}) \rightarrow 0$ 时, I_h 一致收敛到 f

【证明】当 $x \in [x_{k-1}, x_k]$ 时, 根据 $1 = \phi_{k-1}(x) + \phi_k(x)$ 可得

$$|f(x) - I_h(x)| = |[f(x) - f(x_{k-1})]\phi_{k-1}(x) + [f(x) - f(x_k)]\phi_k(x)| \leq \phi_{k-1}(x)\omega(f; h_k) + \phi_k(x)\omega(f; h_k) \leq \omega(f; h),$$

对所有 $x \in [a, b]$ 都成立, 所以 $\|f - I_h\|_\infty \leq \omega(f; h) \rightarrow 0$

(连续模的定义: $\omega(f; h) = \sup_{|t| \leq h, x, x+t \in [a,b]} |f(x+t) - f(x)|$)

- 分段Hermite插值基函数: 相当于在每个小区间上做三次Hermite插值 (用到端点的函数值和端点的导数值), 也就是:

$$I_h|_{[x_k, x_{k+1}]} = f_k \alpha_k + f_{k+1} \alpha_{k+1} + m_k \beta_k + m_{k+1} \beta_{k+1}.$$

其中 $f_j = f(x_j)$, $m_j = f'(x_j)$

由此可知 α_j 和 β_j 都是帽子函数的形式，例如 α_j 只在 $[x_{j-1}, x_j]$ 和 $[x_j, x_{j+1}]$ 上不为0，表达式为：

$$\alpha_j|_{[x_{j-1}, x_j]} = (1 + 2(x_j - x)l'_j(x))l_j^2(x) = \left(1 + \frac{2(x_j - x)}{x_j - x_{j-1}}\right)\left(\frac{x - x_{j-1}}{x_j - x_{j-1}}\right)^2,$$

$$\alpha_j|_{[x_j, x_{j+1}]}(1 + 2(x_j - x)l'_j(x))l_j^2(x) = \left(1 + \frac{2(x_j - x)}{x_j - x_{j+1}}\right)\left(\frac{x - x_{j+1}}{x_j - x_{j+1}}\right)^2,$$

这样：

$$I_h(x) = \sum_{j=0}^n [f_j \alpha_j(x) + m_j \beta_j(x)].$$

○ 分段样条插值

以三次为例：共有 n 个小区间，每个小区间上确定4个自由度，有 $4n$ 自由度

约束条件：每个节点处满足插值条件—— $n + 1$ 限制；每个内部节点处要求**二阶连续可微**，也就是函数值、一阶导、二阶导都要相等， $3(n - 1)$ 限制

还剩下 $4n - n - 1 - 3n + 3 = 2$ 个自由度，因此还需要两个边界条件. 可以选择：

- I型边界条件（端点一阶导数）
- II型边界条件（端点二阶导数）
- 周期边界条件（一阶导、二阶导分别相等）

求解方法：由于三次样条是分段三次多项式，根据前面求出的线性空间：

$$\mathfrak{S} = \left\{ \sum_{j=0}^n [f_j \alpha_j + m_j \beta_j] : f_j \in \mathbb{R}, m_j \in \mathbb{R} \right\}$$

由插值条件可以给出 f_j ，如何求出 m_j ？要用到二阶连续可微性. 回忆基函数支集性质：

$$S|_{[x_k, x_{k+1}]} = f_k \alpha_k + f_{k+1} \alpha_{k+1} + m_k \beta_k + m_{k+1} \beta_{k+1}.$$

代入二阶导数连续性条件+边界条件可得——转角方程

代入一阶导数连续性条件+边界条件可得——三弯矩方程

函数逼近和数据拟合

• 最佳一致逼近

○ 定义：称

$$p_n^* = \operatorname{argmin}_{p_n \in \mathcal{P}_n} \Delta(f, p_n).$$

其中

$$\Delta(f, p_n) := \|f - p_n\|_\infty$$

为 f 在 $[a, b]$ 上的最佳一致逼近 n 次多项式

（存在性由 \mathbb{R}^{n+1} 中闭球的紧性保证）

○ Tchebyshev定理： $p^* \in \mathcal{P}_n$ ，则 p^* 是最佳一致逼近当且仅当它“至少”有 $n + 2$ 个轮流为正负的偏差点

推论——必要条件：若为最佳一致逼近，则必然同时有正的和负的偏差点

推论——存在唯一性：**最佳一致逼近多项式是唯一的**

（如果不唯一，考虑 $\frac{p+q}{2}$ ，则通过计算可得必有 $p(x_k) = q(x_k)$ 对所有偏差点都成立，因此 $p - q$ 有 $n + 2$ 个不同的零点，所以 $p = q$ ）

【例题】设 $f \in C[-a, a]$ ， $p_n(x) \in \mathcal{P}_n$ 是 f 的最佳一致逼近多项式，证明当 f 是偶（奇）函数时， p_n 也是偶（奇）函数.

【证明】考虑 $q(x) = \frac{1}{2}(p(x) + p(-x))$ ，则对任何 $x \in [-a, a]$ 我们有：

$$|f(x) - q(x)| = \left| \frac{f(x) + f(-x)}{2} - \frac{p(x) + p(-x)}{2} \right| \leq \sup_{x \in [-a, a]} \left| \frac{f(x) - p(x)}{2} \right| + \sup_{x \in [-a, a]} \left| \frac{f(-x) - p(-x)}{2} \right| \leq \|f - p\|_\infty$$

所以 q 也是 f 的最佳一致逼近多项式，根据最佳一致逼近多项式的唯一性可知 $p = q$ ，因此 p 是偶函数.

对于奇函数，考虑 $q(x) = \frac{1}{2}(p(x) - p(-x))$ 即可.

• 最佳平方逼近

- 最佳平方逼近存在唯一。事实上，我们需要求解的是：

$$f^* = P_{\mathfrak{S}_n} f = \operatorname{argmin}_{g \in \mathfrak{S}_n} \|f - g\|_2$$

其中二范数由带权内积 $(\cdot, \cdot)_\rho$ 诱导

根据Hilbert空间 $L^2_\rho[a, b]$ 中的**投影定理**可知，这等价于求解法方程（ f^* 在 \mathfrak{S}_n 中极小化均方误差当且仅当 $f - f^*$ 垂直于每一个 \mathfrak{S}_n 中的基向量）：

$$(f - f^*, \varphi_k)_\rho = 0, \quad \text{i.e.} \quad (f, \varphi_k) = \sum_{\ell=1}^n a_\ell (\varphi_\ell, \varphi_k) = \sum_{\ell=1}^n a_\ell (\varphi_k, \varphi_\ell), \quad \forall k$$

写成矩阵方程的形式为

$$\mathbf{G} \mathbf{a}^* = \mathbf{f}.$$

其中 \mathbf{G} 是Gram矩阵，如果使用正交多项式，则 \mathbf{G} 是对角矩阵！

- 正交多项式：由 $(1, x, x^2, \dots)$ 经过G-S正交化得到的一组向量

基本性质：

- $\{\varphi_j\}_{j=0}^n$ 是 \mathcal{P}_n 一组基
- $\varphi_n \perp \mathcal{P}_{n-1}$
- 令 $\varphi_{-1}(x) \equiv 0$ ，则有递推关系：

$$\varphi_{n+1}(x) = (\alpha_n x + \beta_n) \varphi_n(x) + \gamma_{n-1} \varphi_{n-1}(x).$$

其中 $\alpha_n, \beta_n, \gamma_n$ 是一些常数，可以通过做内积确定（可以用来推导一些递推关系）

（即：第 $n+1$ 个正交多项式总是可以用 $x\varphi_n(x)$ ， $\varphi_n(x)$ 和 $\varphi_{n-1}(x)$ 的线性组合生成）

- j 次正交多项式必然恰好有 j 个单根
- Christoffel-Darboux恒等式：

$\{\varphi_j\}_{j=0}^\infty$ 正交多项式， a_n 为 φ_n 首项系数， $(\varphi_j, \varphi_k) = \delta_{jk}$ （标准正交），令 $\alpha_n = a_{n+1}/a_n$ ，则：

$$(x - y) \sum_{k=0}^n \varphi_k(x) \varphi_k(y) = \frac{1}{\alpha_n} [\varphi_{n+1}(x) \varphi_n(y) - \varphi_{n+1}(y) \varphi_n(x)]$$

- Legendre多项式： $[-1, 1]$ 上关于权函数1的正交多项式 $\propto \frac{d^n}{dx^n} [(x^2 - 1)^n]$

Tchebyshev多项式： $[-1, 1]$ 上关于权函数 $\frac{1}{\sqrt{1-x^2}}$ 的正交多项式 **可以表示成** $T_n(x) = \cos(n \arccos x)$ （用 $\cos n\theta$ 的形式可以推出很多关于Tchebyshev多项式的递推式）

Tchebyshev多项式的首项系数为 2^{n-1}

【证明】 $T_{n+1}(x) = \cos(n+1)\theta = \cos n\theta \cos \theta - \sin n\theta \sin \theta$ ， $T_{n-1}(x) = \cos(n-1)\theta$ ，所以
 $T_{n+1}(x) + T_{n-1}(x) = 2 \cos \theta \cos n\theta = 2x T_n(x)$

因为 $T_0 = 1$ ，所以 T_n 的首项系数为 2^{n-1}

Laguerre多项式： $[0, +\infty)$ 上关于权函数 e^{-x} 的正交多项式

Hermite多项式： $(-\infty, +\infty)$ 上关于 e^{-x^2} 的正交多项式

• 广义Fourier级数

- Fourier级数，Bessel不等式，Parseval等式

- 【定理】首项系数为1的Legendre多项式是所有 n 次首1多项式中二范数最小的

【证明】任取 $q_n(x) = x^n + q_{n-1}(x) \in \mathcal{P}_n$ 是首一多项式，可以重新写成 $q_n(x) = p_n(x) + \tilde{q}_{n-1}(x)$ ，其中 $p_n(x)$ 是 n 次首一Legendre多项式， $\tilde{q}_{n-1} = x^n - p_n + q_{n-1} \in \mathcal{P}_{n-1}$ ，根据 $p_n \perp \mathcal{P}_{n-1}$ 可知 $\|q_n\| \geq \|p_n\|$ 。

- 插值余项最小化：由于带权二范数意义下用截断Tchebyshev级数可以近似对函数**一致逼近**，所以选择差值节点为Tchebyshev多项式的零点时，可以使 $\|\omega\|_\infty$ 近似最小

• 有理逼近

$$R_{nm}(x) = \frac{P_n(x)}{Q_m(x)} = \frac{\sum_{k=0}^n a_k x^k}{\sum_{k=0}^m b_k x^k}$$

计算方法：

首先求Taylor展式，确定前 $n+m$ 个系数；求解线性方程组 $Hb = c$ ，其中：

$$H = \begin{pmatrix} c_n & \cdots & c_{n-m+1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{n+m-1} & \cdots & c_n \end{pmatrix}, \quad b = \begin{pmatrix} b_1 \\ \vdots \\ b_m \end{pmatrix}, \quad c = - \begin{pmatrix} c_{n+1} \\ \vdots \\ c_{n+m} \end{pmatrix}$$

其中 c_j 就是第 i 个Taylor展开的系数，然后再按照公式：

$$a_k = c_k + b_1 c_{k-1} + b_2 c_{k-2} + \cdots + b_k c_0$$

计算每个 a_k

例题：

写出 $f(x) = \log(1+x)$ 在零点附近的 Taylor 展式：

$$f(x) = - \sum_{k=1}^{\infty} \frac{(-x)^k}{k},$$

所以：

$$c_0 = 0, \quad c_1 = 1, \quad c_2 = -\frac{1}{2}, \quad c_3 = \frac{1}{3}, \\ c_4 = -\frac{1}{4}, \quad c_5 = \frac{1}{5}, \quad c_6 = -\frac{1}{6},$$

求解 (3,3)Pade 逼近，也就是要求解线性方程组 $H\mathbf{b} = \mathbf{c}$ ，其中：

$$H = \begin{pmatrix} c_3 & c_2 & c_1 \\ c_4 & c_3 & c_2 \\ c_5 & c_4 & c_3 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{b} = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ b_3 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{c} = - \begin{pmatrix} c_4 \\ c_5 \\ c_6 \end{pmatrix}.$$

解得：

$$\mathbf{b} = \begin{pmatrix} \frac{3}{2} \\ \frac{3}{5} \\ \frac{1}{20} \end{pmatrix}.$$

所以：

$$a_0 = c_0 = 0, \\ a_1 = c_1 = 1, \\ a_2 = c_2 + \sum_{j=0}^1 c_j b_{2-j} = c_2 + c_0 b_2 + c_1 b_1 = 1, \\ a_3 = c_3 + \sum_{j=0}^2 c_j b_{3-j} = c_3 + c_0 b_3 + c_1 b_2 + c_2 b_1 = \frac{11}{60}.$$

根据定义，(3,3)Pade 逼近的表达式为：

$$R_{33}(x) = \frac{\sum_{k=0}^3 a_k x^k}{\sum_{k=0}^3 b_k x^k} = \frac{0 + x + x^2 + \frac{11}{60}x^3}{1 + \frac{3}{2}x + \frac{3}{5}x^2 + \frac{1}{20}x^3} = \frac{11x^3 + 60x^2 + 60x}{3x^3 + 36x^2 + 90x + 60}.$$

- 最小二乘法：求解正则方程 $A^T A x = b$

均方误差 (MSE) : $MSE = \frac{1}{n} \|b - Ax\|_2^2$

- 周期函数的最佳平方逼近：Fourier展开

离散情形：离散Fourier变换和快速Fourier变换

- $\{e^{2\pi i n x}\}$ 是 $C[0, 1]$ 上的标准正交向量组
- 离散化: $C[0, 1] \sim S = \{\frac{0}{n}, \dots, \frac{n-1}{n}\}$.
- $\mathbb{C}^S \simeq \mathbb{C}^n$.
- 离散内积: $\langle f, g \rangle = \frac{1}{n} \sum_{k=0}^{n-1} \overline{f(\frac{k}{n})} g(\frac{k}{n})$, 其中 $f, g \in \mathbb{C}^S$.
- 离散指数函数: $e^{2\pi i n x} \sim e^{2\pi i \frac{k}{n}}$, 记 n 次本原单位根 $\omega_n = e^{\frac{2\pi i}{n}}$, 则满足 $\omega_n^n = 1, \omega_n^k \neq 1, \forall k = 0, 1, 2, \dots, n-1$.

这时候 $e^{2\pi i \frac{k}{n}}$ 看成是 \mathbb{C}^S 中的向量, 它等同于 $(1, \omega_n^k, \omega_n^{2k}, \dots, \omega_n^{(n-1)k})^T$.

$$\text{Fourier 矩阵 } \mathcal{F}_n = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & \dots & 1 \\ 1 & \omega & \omega^2 & \omega^3 & \dots & \omega^{n-1} \\ 1 & \omega^2 & \omega^4 & \omega^6 & \dots & \omega^{2(n-1)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & \omega^{n-1} & \omega^{2(n-1)} & \omega^{3(n-1)} & \dots & \omega^{(n-1)^2} \end{pmatrix}$$

\mathcal{F}_n 尚非单位正交, 而是满足 $\overline{\mathcal{F}_n}^T \mathcal{F}_n = n \mathbf{I}_n$.

- 离散Fourier变换 (DFT)
 $f = \hat{f}(0)\mathbf{e}_0 + \dots + \hat{f}(n-1)\mathbf{e}_{n-1}, f \in \mathbb{C}^S$.

因为 $\hat{f}(k) = \langle \mathbf{e}_k, f \rangle_{\mathbb{C}^S} = \frac{1}{n} \sum_{j=0}^{n-1} \overline{\omega_n^{jk}} f_j$

$$\begin{pmatrix} \hat{f}(0) \\ \vdots \\ \hat{f}(n-1) \end{pmatrix} = \frac{1}{n} \overline{\mathcal{F}_n} \begin{pmatrix} f(0) \\ \vdots \\ f(n-1) \end{pmatrix}$$

- 快速Fourier变换 (FFT)
DFT: $\mathcal{O}(n^2)$.
FFT: 考虑矩阵分解, 时间复杂度为 $\mathcal{O}(n \log n)$.

求解非线性方程

- 二分迭代法
- 不动点迭代法:

【定理】

压缩映射: 设 $\varphi: D \subset \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$, 如果存在 $C \in (0, 1)$ 使得 $\forall x, y \in D$ 都有 $\|\varphi(x) - \varphi(y)\| \leq C \|x - y\|$, 则称 φ 为压缩映射

如果 φ 在闭集 D 上是压缩映射, 且 $\varphi(D) \subset D$, 则 φ 在 D 上有唯一不动点. 而且, 任取 $x_0 \in D$, 迭代生成 $\{x_n\}_{n=0}^\infty$, 则 $x_n \rightarrow x^*$, 其中 x^* 是 φ 的唯一不动点

- 高阶格式的构造:
 - 高阶格式的充要条件: 设 φ 是迭代函数, φ 的 p 阶导数在 $x = \varphi(x)$ 的根 α 的邻域内是连续的 ($\varphi(\alpha) = \alpha$), 如果:

$$\varphi(\alpha) = \alpha, \quad \varphi^{(k)}(\alpha) = 0 (k = 1, \dots, p-1), \quad \varphi^{(p)} \neq 0,$$

则 φ 是 p 阶迭代函数. 反之, 如果 φ 是 p 阶迭代函数, 则上式必满足.

- 在 $\alpha = \mathcal{F}(0)$ 处对 f 的反函数 \mathcal{F} Taylor 展开, 截断可得

$$\varphi_p(x) = x + \sum_{j=1}^{p-1} \frac{[-f(x)]^j}{j!} \mathcal{F}^{(j)}(f(x))$$

于是有:

$$\varepsilon_{k+1} = x_{k+1} - \alpha = \varphi_P(x_k) - \alpha = -\frac{\mathcal{F}^{(p)}(\xi)}{p!} [-f(x_k)]^p.$$

而 $f(x_k) = f(x_k - \alpha + \alpha) = f(\alpha) + f'(\eta)(x_k - \alpha) = f'(\eta)(x_k - \alpha)$, 所以:

$$|\varepsilon_{k+1}| \leq \frac{\|\mathcal{F}^{(p)}\|_\infty \|f'\|_\infty}{p!} |\varepsilon_k|^p$$

也就是具有 p 阶格式

- 注：对 $x = \mathcal{F}(f(x))$ 两边求导可得每个 $\mathcal{F}^{(j)}(f(x))$ ，例如：

$$1 = \mathcal{F}'(f(x))f'(x)$$

所以：

$$\mathcal{F}'(f(x)) = \frac{1}{f'(x)}, \quad \varphi_1(x) = x - \frac{f(x)}{f'(x)}$$

此即Newton迭代格式

- Aitken加速：设有一个迭代格式 $\varphi(x)$ ，初值 x_0 ，产生的序列为 $\{x_k\}$ ，在计算完 x_1, x_2 之后，按照：

$$\tilde{x}_0 = x_0 - \frac{(x_1 - x_0)^2}{x_2 - 2x_1 + x_0}.$$

由此可以利用 x_1 和 x_2 修正 x_0

- Steffensen加速**：将Aitken加速与不动点迭代相结合可以得到Steffensen加速格式：

$$\psi(x) = x - \frac{(\varphi(x) - x)^2}{\varphi(\varphi(x)) - 2\varphi(x) + x}$$

【定理】设 $\varphi'(\alpha) \neq 1$ ，则Steffensen加速格式至少是二阶收敛的（如果 $\varphi'(\alpha) = 1$ ，则为一阶收敛的）

【例题】 $\varphi(x) = x + x^5$ ，有一个不动点 $\varphi(0) = 0$ 。如果用它本身进行迭代，设初值 $x_0 \neq 0$ ，则

$$|\varepsilon_{k+1}| = |x_{k+1} - 0| = |x_k + x_k^5| > |x_k| + |x_k|^5 > |x_k| = |\varepsilon_k|, \quad k = 0, 1, \dots$$

因为 $|\varepsilon_0| = |x_0 - 0| > 0$ ，所以 $\lim_{k \rightarrow \infty} \varepsilon_k \neq 0$ ，所以本身不收敛。

但是，如果做Steffensen加速：

$$\psi(x) = x - \frac{x^{10}}{(x^5 + 1)^5 + x^5 + 1 - 2x^5 - 2 + x} = x - \frac{x^9}{x^{24} + 5x^{19} + 10x^{14} + 10x^9 + 4x^4 + 1}$$

设 $x_n > 0$ ，则容易看出 $x_{n+1} = \psi(x_n) < x_n$ 且 $x_{n+1} > 0$ ；设 $x_n < 0$ ，则容易看出 $x_{n+1} = \psi(x_n) > x_n$ ，且 $x_{n+1} < 0$ ；所以 $\{x_n\}$ 是单调下降且有下界或单调上升且有上界的序列，所以 $\{x_n\}$ 必然有极限，对 $x_{n+1} = \psi(x_n)$ 两边同时取极限立刻得到 $\lim_{n \rightarrow \infty} x_n = 0$ 。

- Newton迭代法

根据【高阶迭代格式构造】的讨论，Newton迭代法是二阶格式

【定理】设 $f \in C^2[a, b]$ ，且 $f' \neq 0$ ， $f''(x)$ 不变号，且满足：

令 c 是 a 或 b 中满足 $|f'(c)| = \min(|f'(a)|, |f'(b)|)$ 的值，且满足 $\frac{|f(c)|}{b-a} \leq |f'(c)|$

则任取 $x_0 \in [a, b]$ ，Newton迭代法二阶收敛到 f 的根 α

【例题】设 $f \in C^2[a, b]$ ， $f'(x) > 0$ ， $f''(x) < 0$ ， $\forall x \in [a, b]$ 。且 $f(\alpha) = 0$ ， $\alpha \in (a, b)$ 。试证明：使用Newton迭代，任取 $x_0 \in [a, \alpha]$ ，都有迭代序列 $\{x_k\}_{k=0}^{\infty}$ 收敛到 α 。

【解答】

- 因为 $f'(x) > 0$ ， $\forall x \in [a, b]$ ，所以 f 在 $[a, b]$ 上严格单调递增，所以 $f(a) < 0$ ， $f(b) > 0$ ，而且 α 是 f 在 $[a, b]$ 上的唯一零点。
- $x_{k+1} = x_k - [f'(x_k)]^{-1}f(x_k)$ 。如果 $x_k \in [a, \alpha]$ ，则 $f(x_k) \leq 0$ ， $f'(x_k) > 0$ ，所以 $x_{k+1} \geq x_k$ ，因此 $\{x_k\}$ 是单调递增的序列。另一方面，令 $\varphi(x) = x - [f'(x)]^{-1}f(x)$ ，则 $\varphi'(x) = \frac{f(x)f''(x)}{[f'(x)]^2}$ 。所以 $\varphi'(x) \geq 0$ 在 $[a, \alpha]$ 上成立，所以 $x_{k+1} = \varphi(x_k) \leq \varphi(\alpha) = \alpha$ ，所以 $x_{k+1} \in [a, \alpha]$ 。根据归纳法可知，如果 $x_0 \in [a, \alpha]$ ，则 $x_k \in [a, \alpha]$ 对所有 k 都成立，而且这还说明 x_k 是单调递增有上界的序列，因此必然收敛到某个 x^* 。
- 对 $x_{k+1} = x_k - [f'(x_k)]^{-1}f(x_k)$ 两边同时取极限可得 $x^* = x^* - [f'(x^*)]^{-1}f(x^*)$ ，根据 $f'(x) > 0$ 恒成立可知 $f(x^*) = 0$ ，再根据 α 是 (a, b) 上唯一的零点可知 $x^* = \alpha$ ，也即 x_k 收敛到 α 。

- 重根迭代法：考虑 $\mu(x) = \frac{f(x)}{f'(x)}$ ，则 α 必是 μ 的单根

对 μ Newton迭代： $\varphi(x) = x - \frac{\mu(x)}{\mu'(x)} = x - \frac{f(x)f'(x)}{[f'(x)]^2 - f(x)f''(x)}$ 。

渐进二阶格式： $\varphi(x) = x - h(x)\frac{f(x)}{f'(x)} = \varphi(x) = x - h(x)\frac{f(x)}{f'(x)} \equiv x - \frac{f(x)\ln|f(x)|}{f'(x)(\ln|f(x)| - \ln|f'(x)|)}$

这里 $h(x) = \frac{\ln|f|}{\ln|\mu|}$ ，它渐进收敛到 m （重数）