

# 関数の近似と補間法

山内 仁喬

2022 年 1 月 25 日

## 1 線形最小二乗法

次のような  $n$  組みのデータのあてはめ問題を考える:

$$\text{観測点: } t_1, t_2, \dots, t_n \quad (1)$$

$$\text{測定値: } f_1, f_2, \dots, f_n \quad (2)$$

$$\text{測定値の分散: } \sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_n \quad (3)$$

測定の誤差 (分散)  $\sigma_i^2$  は, 測定値  $f_i$  の信頼性を表す尺度として考えることができる. このデータを, ある一次独立な関数系

$$\phi_1(t), \phi_2(t), \dots, \phi_m(t) \quad (4)$$

の一次結合

$$f(t) = \sum_j^m x_j \phi_j(t) \quad (5)$$

によってあてはめる. この形の  $f(t)$  は  $\{\phi_j(t)\}$  に関して線形であるから, 線形モデルと呼ばれる. 一次独立な関数系として, 単項式

$$\phi_j(t) = t^{j-1} \quad (6)$$

が最も広く採用されている.

最小二乗法は,

$$S(x_1, x_2, \dots, x_m) = \sum_{i=1}^n \frac{[f_i - f(t_i)]^2}{\sigma_i^2} \quad (7)$$

$$= \sum_{i=1}^n \frac{[f_i - \sum_{j=1}^m x_j \phi_j(t_i)]^2}{\sigma_i^2} \quad (8)$$

を最小にすることによって, 未知係数  $x_1, \dots, x_m$  の組みを決定する方法である.  $S$  を最小にする条件は,

$$\frac{\partial S}{\partial x_k} = 0, \quad k = 1, 2, \dots, m \quad (9)$$

によって与えられるので,

$$\sum_{i=1}^n \frac{[f_i - \sum_{j=1}^m x_j \phi_j(t_i)] \phi_k(t_i)}{\sigma_i^2} = 0, \quad k = 1, 2, \dots, m \quad (10)$$

とかける。ここで  $i, j$  成分が

$$A_{ij} = \frac{\phi_j(t_i)}{\sigma_i}, \quad (i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m) \quad (11)$$

で定義される  $n \times m$  行列を導入する。この  $A_{ij}$  はヤコビアン行列あるいは計画行列と呼ばれている。このとき、式 (10) は

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \frac{\phi_j(t_i)}{\sigma_i} \frac{\phi_k(t_i)}{\sigma_i} = \sum_{i=1}^n \frac{\phi_k(t_i)}{\sigma_i} \frac{f_i}{\sigma_i} \quad (12)$$

$$\rightarrow \sum_{j=1}^m \left( \sum_{i=1}^n A_{ik} A_{ij} \right) x_j = \sum_{i=1}^n A_{ik} \frac{f_i}{\sigma_i}, \quad (k = 1, 2, \dots, m) \quad (13)$$

となる。さらに

$$b_i = \frac{f_i}{\sigma_i}, \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (14)$$

を第  $i$  成分にもつベクトル  $\mathbf{b}$ ,  $x_j$  を第  $j$  成分にもつベクトルを  $\mathbf{x}$  とおくと、式 (13) は次のようにかける：

$$A^t A \mathbf{x} = A^t \mathbf{b} \quad (15)$$

ここで、 $A^t$  は行列  $A$  の転置である。これを正規方程式という。この方程式を解けば、未知係数  $x_i$  を求めることができる。

### 1.1 単純な多項式 $\phi_j(t) = t^{j-1}$ の場合

単純な多項式  $\phi_j(t) = t^{j-1}$  を用いた、最小二乗法を考える。

$$f(t) = \sum_{j=1}^m x_j t^{j-1} = x_1 + x_2 t + \dots + x_m t^{m-1}, \quad (16)$$

$$A_{ij} = \frac{t_i^{j-1}}{\sigma_i}, \quad (17)$$

$$A_{ik} = \frac{t_i^{k-1}}{\sigma_i}, \quad (18)$$

$$b_i = \frac{f_i}{\sigma_i} \quad (19)$$

であるので、式 (13) に代入すると、

$$\sum_{j=1}^m \left( \sum_{i=1}^n \frac{t_i^{k-1}}{\sigma_i} \frac{t_i^{j-1}}{\sigma_i} \right) x_j = \sum_{i=1}^n \frac{t_i^{k-1}}{\sigma_i} \frac{f_i}{\sigma_i} \quad (20)$$

を得る。行列形式で愚直に書くと、

$$\begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} t_i^0 t_i^0 & \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} t_i^0 t_i^1 & \cdots & \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} t_i^0 t_i^{m-1} \\ \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} t_i^1 t_i^0 & \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} t_i^1 t_i^1 & \cdots & \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} t_i^1 t_i^{m-1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} t_i^m t_i^0 & \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} t_i^m t_i^1 & \cdots & \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} t_i^m t_i^{m-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_0 \\ x_1 \\ \vdots \\ x_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} f_i \\ \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} f_i t_i \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} f_i t_i^{m-1} \end{bmatrix} \quad (21)$$

となる。左辺の左の行列について、

$$D = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} t_i^0 & \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} t_i^1 & \cdots & \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} t_i^{m-1} \\ \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} t_i^1 & \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} t_i^2 & \cdots & \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} t_i^m \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} t_i^{m-1} & \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} t_i^m & \cdots & \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} t_i^{2m-1} \end{bmatrix} \quad (22)$$

と置くと、正規方程式は

$$\begin{bmatrix} x_0 \\ x_1 \\ \vdots \\ x_m \end{bmatrix} = D^{-1} \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} f_i \\ \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} f_i t_i \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} f_i t_i^{m-1} \end{bmatrix} \quad (23)$$

$$= \begin{bmatrix} D_{11}^{-1} & D_{12}^{-1} & \cdots & D_{1m}^{-1} \\ D_{21}^{-1} & D_{22}^{-1} & \cdots & D_{2m}^{-1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ D_{m1}^{-1} & D_{m2}^{-1} & \cdots & D_{mm}^{-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} f_i \\ \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} f_i t_i \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} f_i t_i^{m-1} \end{bmatrix} \quad (24)$$

$$= \begin{bmatrix} D_{11}^{-1} \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} f_i + D_{12}^{-1} \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} f_i t_i + \cdots + D_{1m}^{-1} \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} f_i t_i^{m-1} \\ D_{21}^{-1} \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} f_i + D_{22}^{-1} \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} f_i t_i + \cdots + D_{2m}^{-1} \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} f_i t_i^{m-1} \\ \vdots \\ D_{m1}^{-1} \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} f_i + D_{m2}^{-1} \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} f_i t_i + \cdots + D_{mm}^{-1} \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} f_i t_i^{m-1} \end{bmatrix} \quad (25)$$

のように解くことができる。また、係数の誤差は、

$$\sigma_{xk} = \sqrt{\sum_{i=1}^n \left( \frac{\partial x_k}{\partial f_i} \sigma_i \right)^2} \quad (26)$$

であるので、式 (25) を用いると具体的に

$$\sigma_{xk} = \sqrt{\sum_{i=1}^n \left( \sum_{j=1}^m D_{kj}^{-1} \frac{1}{\sigma_i} t_i^{j-1} \right)^2} \quad (27)$$

と計算される。

## 1.2 具体例: 一次関数 $f(t) = x_0 + x_1 t$ で最小二乗法

一次関数  $f(t) = x_0 + x_1 t$  で最小二乗法を実行するとき、具体的な未知係数と誤差の表式を見ていく。行列 (22) を具体的に計算すると、

$$D = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} & \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} t_i \\ \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} t_i & \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} t_i^2 \end{bmatrix} \equiv \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n w_i & \sum_{i=1}^n w_i t_i \\ \sum_{i=1}^n w_i t_i & \sum_{i=1}^n w_i t_i^2 \end{bmatrix} \quad (28)$$

なので、逆行列は

$$\mathbf{D}^{-1} = \frac{1}{\Delta} \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n w_i t_i^2 & -\sum_{i=1}^n w_i t_i \\ -\sum_{i=1}^n w_i t_i & \sum_{i=1}^n w_i \end{bmatrix} \quad (29)$$

$$\Delta \equiv \left( \sum_{i=1}^n w_i \right) \left( \sum_{i=1}^n w_i t_i^2 \right) - \left( \sum_{i=1}^n w_i t_i \right)^2 \quad (30)$$

と計算される。ここで、 $w_i = 1/\sigma_i^2$  とおいた。したがって、未知係数は

$$x_0 = \frac{(\sum_{i=1}^n w_i t_i^2) (\sum_{i=1}^n w_i f_i) - (\sum_{i=1}^n w_i t_i) (\sum_{i=1}^n w_i t_i f_i)}{\Delta} \quad (31)$$

$$x_1 = \frac{(\sum_{i=1}^n w_i) (\sum_{i=1}^n w_i t_i f_i) - (\sum_{i=1}^n w_i t_i) (\sum_{i=1}^n w_i f_i)}{\Delta} \quad (32)$$

と計算される。

続いて、係数の誤差を求めていく。 $x_0$  の誤差は、

$$\sigma_{x_0} = \sqrt{\sum_{i=1}^n \left( \frac{\partial x_0}{\partial f_i} \sigma_i \right)^2} \quad (33)$$

である。以下、具体的に計算をしていく：

$$\frac{\partial x_0}{\partial f_i} \sigma_i = \frac{1}{\Delta} \left[ \left( \sum_{i=1}^n w_i t_i^2 \right) w_i - \left( \sum_{i=1}^n w_i t_i \right) w_i t_i \right] \sigma_i \quad (34)$$

$$\left( \frac{\partial x_0}{\partial f_i} \sigma_i \right)^2 = \frac{1}{\Delta^2} \left[ \left( \sum_{i=1}^n w_i t_i^2 \right)^2 w_i^2 + \left( \sum_{i=1}^n w_i t_i \right)^2 w_i^2 t_i^2 - 2 \left( \sum_{i=1}^n w_i t_i^2 \right) \left( \sum_{i=1}^n w_i t_i \right) w_i^2 t_i \right] \sigma_i^2 \quad (35)$$

$$= \frac{1}{\Delta^2} \left[ \left( \sum_{i=1}^n w_i t_i^2 \right)^2 w_i + \left( \sum_{i=1}^n w_i t_i \right)^2 w_i t_i^2 - 2 \left( \sum_{i=1}^n w_i t_i^2 \right) \left( \sum_{i=1}^n w_i t_i \right) w_i t_i \right] \quad (36)$$

最後の式変形には、 $w_i = 1/\sigma_i^2$  であることを用いた。さらに、 $i$  について和をとると、

$$\begin{aligned} & \sum_{i=1}^n \left( \frac{\partial x_0}{\partial f_i} \sigma_i \right)^2 \\ &= \frac{1}{\Delta^2} \left[ \left( \sum_{i=1}^n w_i t_i^2 \right)^2 \left( \sum_{i=1}^n w_i \right) + \left( \sum_{i=1}^n w_i t_i \right)^2 \left( \sum_{i=1}^n w_i t_i^2 \right) - 2 \left( \sum_{i=1}^n w_i t_i^2 \right) \left( \sum_{i=1}^n w_i t_i \right)^2 \right] \\ &= \frac{1}{\Delta^2} \left[ \left( \sum_{i=1}^n w_i t_i^2 \right)^2 \left( \sum_{i=1}^n w_i \right) - \left( \sum_{i=1}^n w_i t_i \right)^2 \left( \sum_{i=1}^n w_i t_i^2 \right) \right] \\ &= \frac{\sum_{i=1}^n w_i t_i^2}{\Delta^2} \left[ \left( \sum_{i=1}^n w_i t_i^2 \right) \left( \sum_{i=1}^n w_i \right) - \left( \sum_{i=1}^n w_i t_i \right)^2 \right] \\ &= \frac{\sum_{i=1}^n w_i t_i^2}{\Delta} \end{aligned} \quad (37)$$

したがって、 $x_0$  の誤差は、

$$\sigma_{x_0} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n w_i t_i^2}{\Delta^2}} \quad (38)$$

である。

同様にして,  $x_1$  の誤差,

$$\sigma_{x_1} = \sqrt{\sum_{i=1}^n \left( \frac{\partial x_1}{\partial f_i} \sigma_i \right)^2} \quad (39)$$

を計算する.

$$\frac{\partial x_1}{\partial f_i} \sigma_i = \frac{1}{\Delta} \left[ \left( \sum_{i=1}^n w_i \right) w_i t_i - \left( \sum_{i=1}^n w_i t_i \right) w_i \right] \sigma_i \quad (40)$$

$$\left( \frac{\partial x_1}{\partial f_i} \sigma_i \right)^2 = \frac{1}{\Delta^2} \left[ \left( \sum_{i=1}^n w_i \right)^2 w_i^2 t_i^2 + \left( \sum_{i=1}^n w_i t_i \right)^2 w_i^2 - 2 \left( \sum_{i=1}^n w_i \right) \left( \sum_{i=1}^n w_i t_i \right) w_i^2 t_i \right] \sigma_i^2 \quad (41)$$

$$= \frac{1}{\Delta^2} \left[ \left( \sum_{i=1}^n w_i \right)^2 w_i t_i^2 + \left( \sum_{i=1}^n w_i t_i \right)^2 w_i - 2 \left( \sum_{i=1}^n w_i \right) \left( \sum_{i=1}^n w_i t_i \right) w_i t_i \right] \quad (42)$$

最後の式変形には,  $w_i = 1/\sigma_i^2$  であることを用いた.  $i$  について和をとると,

$$\begin{aligned} & \sum_{i=1}^n \left( \frac{\partial x_1}{\partial f_i} \sigma_i \right)^2 \\ &= \frac{1}{\Delta^2} \left[ \left( \sum_{i=1}^n w_i \right)^2 \left( \sum_{i=1}^n w_i t_i^2 \right) + \left( \sum_{i=1}^n w_i t_i \right)^2 \left( \sum_{i=1}^n w_i \right) - 2 \left( \sum_{i=1}^n w_i \right) \left( \sum_{i=1}^n w_i t_i \right) \left( \sum_{i=1}^n w_i t_i \right) \right] \\ &= \frac{\sum_{i=1}^n w_i}{\Delta^2} \left[ \left( \sum_{i=1}^n w_i \right) \left( \sum_{i=1}^n w_i t_i^2 \right) - \left( \sum_{i=1}^n w_i t_i \right)^2 \right] \\ &= \frac{\sum_{i=1}^n w_i}{\Delta} \end{aligned} \quad (43)$$

したがって,  $x_1$  の誤差は,

$$\sigma_{x_1} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n w_i}{\Delta}} \quad (44)$$

である.

## 2 スプライン補間

スプライン補間ではデータ点間の区画を補間する関数を決定する際に、関数のつなぎ目において、できるだけ高次の微分まで滑らかになるように条件を課す。

### 2.1 3 次スプライン補間

#### 2.1.1 区分多項式

データ点  $x_i$  と  $x_{i+1}$  の区間を次の 3 次関数で補間することを考える：

$$S_i(x) = a_i + b_i(x - x_i) + c_i(x - x_i)^2 + d_i(x - x_i)^3, \quad (i = 0, 1, 2, \dots, N-1) \quad (45)$$

この式を区分多項式と呼ぶ。  $N+1$  個のデータをつなぐためには、  $N$  個の区分多項式を使用する。データを補間するには、係数  $a_i, b_i, c_i, d_i$  が決める必要がある。未知係数は全部で  $4N$  個であるので、  $4N$  個の方程式が必要である。そこで、以下の条件を課すことで未知係数を決定するための方程式を得る。

1. 各  $S_i(x)$  に対して両端の値が決まっている。つまり、全てのデータ点を通る。  
(a) 各区間の始点はデータ点の値をとる ( $N$  個の方程式)。  
(b) 隣合う区分多項式は、境界点で同じ値をとる ( $N$  個の方程式)。
2. 各  $S_i(x)$  について、境界点の一次微分は連続である ( $N-1$  個の方程式)。
3. 各  $S_i(x)$  について、境界点の二次微分は連続である ( $N-1$  個の方程式)。
4. 自然なスプラインである条件：最初と最後のデータ点 ( $j = 0, N+1$ ) において、二次微分がゼロである ( $2$  個の方程式)。

区分多項式の一次微分と二次微分はそれぞれ

$$S'_i = b_i + 2c_i(x - x_i) + 3d_i(x - x_i)^2 \quad (46)$$

$$S''_i = 2c_i + 6d_i(x - x_i) \quad (47)$$

である。

#### 2.1.2 未知係数の決定

条件 1-(a)：各区間の始点はデータ点の値をとる 各区間の始点  $S_i(x_i)$  でデータ点と同じ値であるとする、

$$S_i(x_i) = y_i$$

すなわち、

$$a_i = y_i \quad (48)$$

を得る。

条件 4：自然なスプラインである条件 最初と最後のデータ点において、二次微分がゼロであるので直ちに

$$c_0 = 0 \quad (49)$$

$$c_{N-1} = 0 \quad (50)$$

を得る。

条件 3: 境界点での二次微分の連続性 境界点の二次微分は連続性は

$$S''_i(x_{i+1}) = S''_{i+1}(x_{i+1})$$

とかける. 具体的に計算すると,

$$2c_i + 6d_i(x_{i+1} - x_i) = 2c_{i+1} + 6d_{i+1}(x_{i+1} - x_{i+1})$$

である. これより直ちに

$$d_i = \frac{c_{i+1} - c_i}{3(x_{i+1} - x_i)} = \frac{c_{i+1} - c_i}{3h_i} \quad (51)$$

を得る. ここで  $h_i \equiv x_{i+1} - x_i$  を定義した.

条件 1-(b): 隣合う区分多項式は, 境界点で同じ値をとる この条件を書き下すと

$$S_i(x_{i+1}) = S_{i+1}(x_{i+1}) = y_{i+1}$$

とかける. 具体的に計算すると,

$$\begin{aligned} & a_i + b_i(x_{i+1} - x_i) + c_i(x_{i+1} - x_i)^2 + d_i(x_{i+1} - x_i)^3 \\ = & a_{i+1} + b_{i+1}(x_{i+1} - x_i) + c_{i+1}(x_{i+1} - x_i)^2 + d_{i+1}(x_{i+1} - x_i)^3 \\ \rightarrow & a_{i+1} = a_i + b_i h_i + c_i h_i^2 + d_i h_i^3 \end{aligned}$$

結果を整理すると,

$$\begin{aligned} b_i &= \frac{a_{i+1} - a_i}{h_i} - c_i h_i - d_i h_i^2 \\ &= \frac{a_{i+1} - a_i}{h_i} - c_i h_i - \frac{c_{i+1} - c_i}{3h_i} h_i^2 \\ &= \frac{a_{i+1} - a_i}{h_i} - \frac{h_i(c_{i+1} + 2c_i)}{3} \end{aligned} \quad (52)$$

条件 2: 境界点での一次微分の連続性 この条件を書き下すと

$$S'_i(x_{i+1}) = S'_{i+1}(x_{i+1}) \quad (53)$$

とかける. 具体的に計算すると,

$$\begin{aligned} & b_i + 2c_i(x_{i+1} - x_i) + 3d_i(x_{i+1} - x_i)^2 \\ = & b_{i+1} + 2c_{i+1}(x_{i+1} - x_i) + 3d_{i+1}(x_{i+1} - x_i)^2 \\ \rightarrow & b_{i+1} = b_i + 2c_i(x_{i+1} - x_i) + 3d_i(x_{i+1} - x_i)^2 \\ \rightarrow & b_{i+1} = b_i + 2c_i h_i + 3d_i h_i^2 \end{aligned}$$

を得る. ここまでに得られた  $a_i, b_i, d_i$  の表式を代入すると,

$$\left[ \frac{a_{i+2} - a_{i+1}}{h_i} - \frac{h_i(c_{i+2} + 2c_{i+1})}{3} \right] = \left[ \frac{a_{i+1} - a_i}{h_i} - \frac{h_i(c_{i+1} + 2c_i)}{3} \right] + 2c_i h_i + 3 \left( \frac{c_{i+1} - c_i}{3h_i} \right) h_i^2 \quad (54)$$

となる．さらに整理すると

$$\begin{aligned}
 h_{i+1}c_{i+2} + 2(h_{i+1} + h_i)c_{i+1} + c_i h_i &= \frac{3}{h_{i-1}}(a_{i+2} - a_{i+1}) - \frac{3}{h_i}(a_{i+1} - a_i) \\
 &= \frac{3}{h_{i-1}}(y_{i+2} - y_{i+1}) - \frac{3}{h_i}(y_{i+1} - y_i)
 \end{aligned} \tag{55}$$

を得る．この式を行列形式で書くと

$$\begin{pmatrix}
 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 h_0 & 2(h_0 - h_1) & h_1 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\
 0 & h_1 & 2(h_1 - h_2) & h_2 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\
 0 & 0 & h_2 & 2(h_2 - h_3) & h_3 & 0 & \cdots & 0 \\
 \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & & & \\
 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 & 1
 \end{pmatrix}
 \begin{pmatrix}
 c_0 \\
 c_1 \\
 \vdots \\
 \vdots \\
 c_{N-2} \\
 c_{N-1}
 \end{pmatrix}
 =
 \begin{pmatrix}
 0 \\
 \frac{3}{h_1}(y_2 - y_1) - \frac{3}{h_0}(y_1 - y_0) \\
 \vdots \\
 \vdots \\
 \frac{3}{h_{n-1}}(y_n - y_{n-1}) - \frac{3}{h_i}(y_{n-1} - y_{n-2}) \\
 0
 \end{pmatrix}$$

となる．この連立方程式を解くと係数  $c_i$  を決定できる．