

数値計算：線形最小二乗法

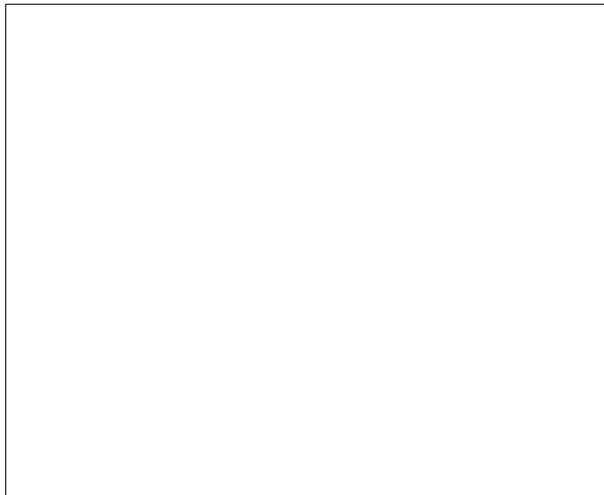
関西学院大学・理工学部・情報科学科 西谷滋人

2006.11.24

1 最小二乗法の原理

前回の授業では、データに多項式を完全にフィットする補間についてみた。今回は、近似的にフィットする最小二乗法について詳しくみていく。

図のようなデータに直線をフィットする場合を考えよう。



関数は、

$$F(x) = a_0 + a_1x \quad (1)$$

とする。もっともらしい関数は N 点の測定データとの差 $d_i = F(x_i) - y_i$ を最小にすればよさそうであるが、これはプラスマイナスですぐに消えて不定になる。そこで、

$$\chi^2 = \sum_i^N (d_i)^2 = \sum_i^N (a_0 + a_1x_i - y_i)^2 \quad (2)$$

という関数を考える。この χ^2 (カイ二乗) 関数が、 a_0, a_1 をパラメータとして変えた時に最小となる a_0, a_1 を求める。これは、それらの微分がそれぞれ 0 となる場合で

ある．これは χ^2 の和 \sum (sum) の中身を展開し，

(3)

a_0, a_1 でそれぞれ微分すれば

$$\frac{\partial \chi^2}{\partial a_0} = \div style="border: 1px solid black; width: 360px; height: 50px; margin: 0 auto;">$$

$$\frac{\partial \chi^2}{\partial a_1} = \div style="border: 1px solid black; width: 360px; height: 50px; margin: 0 auto;">$$

という a_0, a_1 を未知変数とする 2 元の連立方程式が得られる．これは前に説明した通り逆行列，LU 分解などで解くことができる．

2 正規方程式による解

より一般的な場合の最小二乗法の解放を説明する．先程の例では 1 次の多項式を近似関数とした．これをより一般的な関数，例えば， $\sin, \cos, \tan, \exp, \sinh$ などとする．これを線形につないだ関数を

$$F(x) = a_0 \sin(x) + a_1 \cos(x) + a_2 \exp(-x) + a_3 \sinh(x) + \cdots = \sum_{k=1}^M a_k X_k(x) \quad (6)$$

ととる．実際には， $X_k(x)$ はモデルや，多項式の高次項など論拠のある関数列をとる．これらを基底関数 (base functions) と呼ぶ．ここで線形といているのは，パラメータ a_k について線形という意味である．この応用を次節で取り上げる．

このより一般的な基底関数を使っても， χ^2 関数は

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^N (y_i - F(x_i))^2 = \sum_{i=1}^N (y_i - \sum_{k=1}^M a_k X_k(x_i))^2 \quad (7)$$

と求めることができる．この関数を， a_k を変数とする関数とみなす．この関数が最小値を取るのは， χ^2 を M 個の a_k で偏微分した式がすべて 0 となる場合である．これは

$$0 = \sum_{i=1}^N \left\{ y_i - \sum_{j=1}^M a_j X_j(x) \right\} X_k(x_i) \quad (8)$$

ここで， $k = 1, \dots, M$ の M 個の連立方程式である．この連立方程式を最小二乗法の正規方程式 (normal equations) と呼ぶ．

上記の記法のままでは，ややこしいので，行列形式で書き直す． $N \times M$ で，各要素を

$$A_{ij} = X_j(x_i) \quad (9)$$

とする行列 A を導入する．この行列は，

$$A = \begin{array}{|c|} \hline \\ \hline \end{array} \quad (10)$$

となる．これをデザイン行列と呼ぶ．すると先程の正規方程式は，

$$A^T \cdot A \cdot a = A^T \cdot b \quad (11)$$

で与えられる． A^T は行列 A の転置 (transpose) を意味し，得られた行列は， $M \times N$ である． a, b はそれぞれ，

$$a = \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_M \end{pmatrix}, \quad b = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_N \end{pmatrix} \quad (12)$$

である．行列の次元だけで表現すると，

$$\begin{array}{|c|} \hline \\ \hline \end{array} \begin{array}{|c|} \hline \\ \hline \end{array} = \begin{array}{|c|} \hline \\ \hline \end{array} \begin{array}{|c|} \hline \\ \hline \end{array} \quad (13)$$

となる .

3 2次元曲面へのフィット

先程の一般化をより発展させると , 3次元 (x_i, y_i, z_i) で提供されるデータへの , 2次元平面でのフィットも可能となる . 2次元の単純な曲面は , 方程式を使って ,

$$F(x, y) = a_1 + a_2x + a_3y + a_4xy + a_5x^2 + a_6y^2 \quad (14)$$

となる . デザイン行列の i 行目の要素は ,

$$[1 \ x_i \ y_i \ x_i y_i \ x_i^2 \ y_i^2] \quad (15)$$

として , それぞれ求める . このデータの変換の様子を Maple スクリプトで詳しく示した . 後は , 通常の正規方程式を解くようにすれば , このデータを近似する曲面を定めるパラメータ a_1, \dots, a_6 が求まる . 最小二乗法はパラメータ a_k について線形であればよい .

課題

1. 1次元の線形最小二乗法

次の4点のデータを $y = a_1 + a_2x + a_3x^2$ で近似せよ .

X:=[0,1,2,3];

Y:=[1,3,4,10];

2. 2次元の最小二乗フィット

以下のデータを $f(x, y) = a_1 + a_2x + a_3y + a_4xy$ で近似せよ .

x,	y,	z
-1,	-1,	2.00000
-1,	0,	0.50000
-1,	1,	-1.00000
0,	-1,	0.50000
0,	0,	1.00000
0,	1,	1.50000
1,	-1,	-1.00000
1,	0,	1.50000
1,	1,	4.00000