

数学建模算法与应用

第5章 插值与拟合





在实际问题中，一个函数 $y = f(x)$ 往往是从实验观测得到的，所知道的仅为函数 $f(x)$ 在某区间 $[a, b]$ 上一系列点上的值

$$y_i = f(x_i), \quad i = 0, 1, \dots, n,$$

当需要在这些结点 x_0, x_1, \dots, x_n 之间的点 x 上的函数值时，常用较简单的、满足一定条件的函数 $\phi(x)$ 去代替 $f(x)$ ，插值法 是一种常用方法，其插值函数 $\phi(x)$ 满足条件

$$\underline{\phi(x_i) = y_i}, \quad i = 0, 1, \dots, n.$$





拟合也是已知有限个数据点，求近似函数，不要求
过已知数据点，只要求在某种意义下它在这些点上的总
偏差最小。

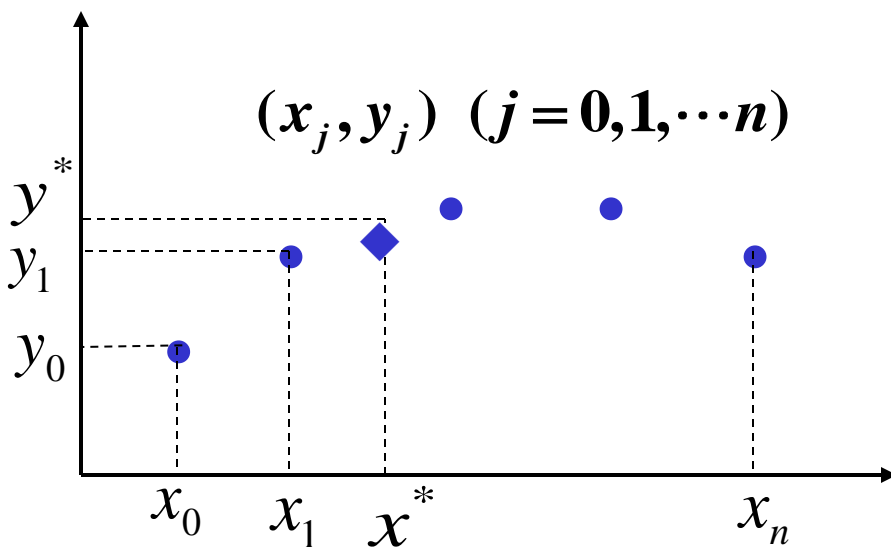
插值和拟合都是要根据一组数据构造一个函数作为近似
由于近似的要求不同，二者的数学方法上是完全不同的。而
面对一个实际问题，究竟应该用插值还是拟合，有时容易确
定，有时则并不明显。





插值问题

已知 $n+1$ 个节点 (x_j, y_j) ($j=0, 1, \dots, n$, 其中 x_j 互不相同, 不妨设 $a = x_0 < x_1 < \dots < x_n = b$),
求任一插值点 x^* ($\neq x_j$) 处的插值 y^* .

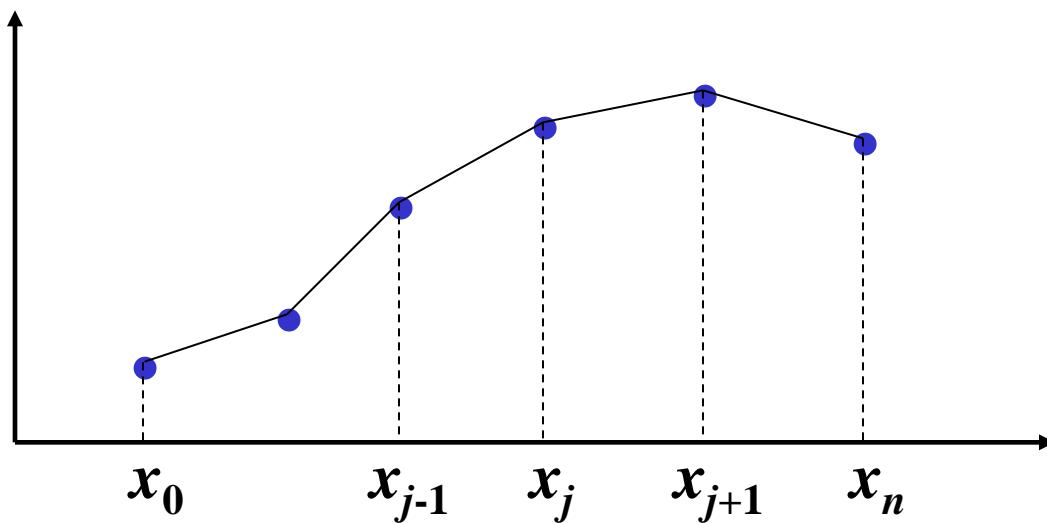


节点可视为由
 $y = g(x)$ 产生,
 g 表达式复杂,
甚至无表达式

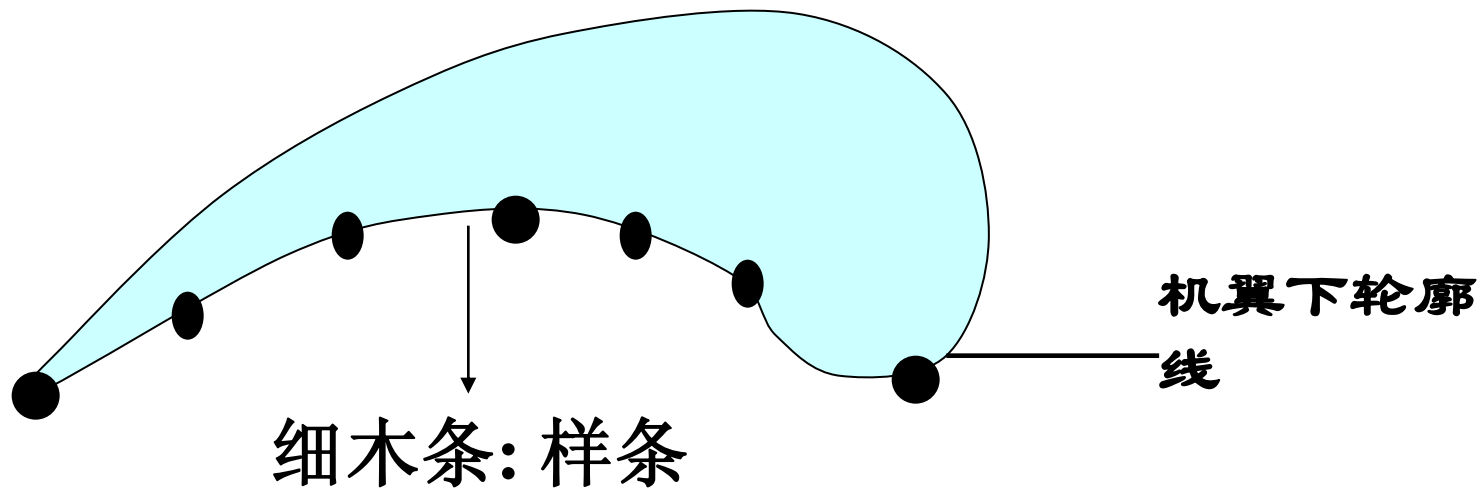


实用插 值方法

1. 分段线性插值



2. 三次样条插值





用Matlab作插值计算

1. 分段线性插值: 已有程序 $y = \text{interp1}(x0, y0, x)$

$y = \text{interp1}(x0, y0, x, \text{'linear'})$ 线性 (默认)

输入: 节点 $x0$, $y0$, 插值点 x (均为数组, 长度自定义);

输出: 插值 y (与 x 同长度数组).

2. 三次样条插值: 已有程序 $y = \text{interp1}(x0, y0, x, \text{'spline'})$

或 $y = \text{spline}(x0, y0, x)$





5.1 插值方法

在工程和数学应用中，经常有这样一类数据处理问题，在平面上给定一组离散点列，要求一条曲线，把这些点按次序连接起来，称之为插值。

已知 $n+1$ 个点 (x_i, y_i) ($i = 0, 1, \dots, n$)，下面求各种插值函数。



5.1.1 分段线性插值

简单地说，将每两个相邻的节点用直线连起来，如此形成的一条折线就是分段线性插值函数，记作 $I_n(x)$ ，它满足 $I_n(x_i) = y_i$ ，且 $I_n(x)$ 在每个小区间 $[x_i, x_{i+1}]$ 上是线性函数($i = 0, 1, \dots, n$)。

$I_n(x)$ 可以表示为 $I_n(x) = \sum_{i=0}^n y_i l_i(x)$ ，其中

$$l_i(x) = \begin{cases} \frac{x - x_{i-1}}{x_i - x_{i-1}}, & x \in [x_{i-1}, x_i] \quad (i \neq 0), \\ \frac{x - x_{i+1}}{x_i - x_{i+1}}, & x \in [x_i, x_{i+1}] \quad (i \neq n), \\ 0, & \text{其它.} \end{cases}$$



$I_n(x)$ 有良好的收敛性，即对于 $x \in [a, b]$ ，有

$$\lim_{n \rightarrow \infty} I_n(x) = f(x).$$

用 $I_n(x)$ 计算 x 点的插值时，只用到 x 左右的两个节点，计算量与节点个数 n 无关。但 n 越大，分段越多，插值误差越小。实际上用函数表作插值计算时，分段线性插值就足够了，如数学、物理中用的特殊函数表，数理统计中用的概率分布表等。



5.1.2 拉格朗日插值多项式

拉格朗日插值的基函数为

$$l_i(x) = \frac{(x - x_0) \cdots (x - x_{i-1})(x - x_{i+1}) \cdots (x - x_n)}{(x_i - x_0) \cdots (x_i - x_{i-1})(x_i - x_{i+1}) \cdots (x_i - x_n)}$$

$$= \prod_{\substack{j=0 \\ j \neq i}}^n \frac{x - x_j}{x_i - x_j}, \quad (i = 0, 1, \dots, n).$$

$l_i(x)$ 是 n 次多项式, 满足

$$l_i(x_j) = \begin{cases} 0, & j \neq i, \\ 1, & j = i. \end{cases}$$



拉格朗日插值函数

$$L_n(x) = \sum_{i=0}^n y_i l_i(x) = \sum_{i=0}^n y_i \left(\prod_{\substack{j=0 \\ j \neq i}}^n \frac{x - x_j}{x_i - x_j} \right)$$





5.1.3 样条插值

许多工程技术中提出的计算问题对插值函数的光滑性有较高要求,如飞机的机翼外形,内燃机的进、排气门的凸轮曲线,都要求曲线具有较高的光滑程度不仅要连续,而且要有连续的曲率,这就导致了样条插值的产生。



5.1.3.1 样条函数的概念

所谓样条 (Spline) 本来是工程设计中使用的一种绘图工具, 它是富有弹性的细木条或细金属条。绘图员利用它把一些已知点连接成一条光滑曲线 (称为样条曲线), 并使连接点处有连续的曲率。三次样条插值就是由此抽象出来的。



数学上将具有一定光滑性的分段多项式称为样条函数。具体地说，给定区间 $[a, b]$ 的一个分划

$$\Delta: a = x_0 < x_1 < \cdots < x_{n-1} < x_n = b.$$

如果函数 $S(x)$ 满足

(1) 在每个小区间 $[x_i, x_{i+1}] (i = 0, 1, \cdots, n-1)$ 上 $S(x)$ 是 m 次多项式；

(2) $S(x)$ 在 $[a, b]$ 上具有 $m-1$ 阶连续导数。

则称 $S(x)$ 为关于分划 Δ 的 m 次样条函数，其图形为 m 次样条曲线。

显然，折线是一次样条曲线。





5.1.4 Matlab插值工具箱

5.1.4.1 一维插值函数

Matlab 中有现成的一维插值函数 `interp1`，语法为
$$y = \text{interp1}(x0, y0, x, 'method')$$

其中 `method` 指定插值的方法，默认为线性插值。其值可为

'nearest'	最近项插值
'linear'	线性插值
'spline'	立方样条插值
'cubic'	立方插值

所有的插值方法要求 `x0` 是单调的。





当 x_0 为等距时可以用快速插值法,使用快速插值法的格式为 '*nearest'、 '*linear'、 '*spline'、 '*cubic'。





5.1.4.2 三次样条插值

Matlab 中三次样条插值有如下函数

```
y=interp1(x0,y0,x,'spline');
```

```
y=spline(x0,y0,x);
```

```
pp=csape(x0,y0,conds);
```

```
pp=csape(x0,y0,conds,valconds); y=ppval(pp,x);
```

其中 x_0, y_0 是已知数据点， x 是插值点， y 是插值点的函数值。





对于三次样条插值，提倡使用函数 `csape`，`csape` 的返回值是 `pp` 形式，要求插值点的函数值，必须调用函数 `ppval`
`pp=csape(x0,y0)`使用默认的边界条件，即 Lagrange 边界条件。

`pp=csape(x0,y0,conds,valconds)`中的 `conds` 指定插值的边界条件，其值可为
'complete' 边界为一阶导数，一阶导数的值在 `valconds` 参数中给出，若忽略 `valconds` 参数，则按缺省情况处理。





'not-a-knot' 非扭结条件。

'periodic' 周期条件。

'second' 边界为二阶导数，二阶导数的值在 `valconds` 参数中给出，若忽略 `valconds` 参数，二阶导数的缺省值为 $[0, 0]$ 。

'variational' 设置边界的二阶导数值为 $[0, 0]$ 。

对于一些特殊的边界条件，可以通过 `conds` 的一个 1×2 矩阵来表示，`conds` 元素的取值为 0, 1, 2。





conds(i)=j 的含义是给定端点*i*的*j*阶导数，即 conds 的第一个元素表示左边界的条件，第二个元素表示右边界的条件，conds=[2,1]表示左边界是二阶导数，右边界是一阶导数，对应的值由 valconds 给出。

详细情况请使用帮助 doc csape。





例 5.1 机床加工

待加工零件的外形根据工艺要求由一组数据 (x, y) 给出(在平面情况下), 用程控铣床加工时每一刀只能沿 x 方向和 y 方向走非常小的一步, 这就需要从已知数据得到加工所要求的步长很小的 (x, y) 坐标。

表 5.1 中给出的 x, y 数据位于机翼断面的下轮廓线上, 假设需要得到 x 坐标每改变 0.1 时的 y 坐标。试完成加工所需数据画出曲线, 并求出 $x = 0$ 处的曲线斜率和 $13 \leq x \leq 15$ 范围内 y 的最小值。要求用分段线性和三次样条两种插值方法计算。





表 5.1 插值数据点

x	0	3	5	7	9	11	12	13	14	15
y	0	1.2	1.7	2.0	2.1	2.0	1.8	1.2	1.0	1.6

$\text{gtext}(' \sin(x) ');$





例 5.2 已知速度曲线 $v(t)$ 上的四个数据点如表 5.2 所示。

表 5.2 速度的四个观测值

t	0.15	0.16	0.17	0.18
$v(t)$	3.5	1.5	2.5	2.8

用三次样条插值求位移 $S = \int_{0.15}^{0.18} v(t) dt$ 。





求出三次样条插值函数为

$$v(t) = \begin{cases} -616666.7(t - 0.15)^3 + 33500(t - 0.15)^2 - 473.33(t - 0.15) + 3.5, & x \in [0.15, 0.16] \\ -616666.7(t - 0.16)^3 + 15000(t - 0.16)^2 - 11.67(t - 0.16) + 1.5, & x \in [0.16, 0.17] \\ -616666.7(t - 0.17)^3 - 3500(t - 0.16)^2 - 126.67(t - 0.17) + 2.5, & x \in [0.17, 0.18] \end{cases}$$

$$S = \int_{0.15}^{0.18} v(t) dt = 0.0686。$$

quadl

)





5.1.4.3 二维插值

前面讲述的都是一维插值，即节点为一维变量，插值函数是一元函数（曲线）。若节点是二维的，插值函数就是二元函数，即曲面。如在某区域测量了若干点（节点）的高程（节点值），为了画出较精确的等高线图，就要先插入更多的点（插值点），计算这些点的高程（插值）。





1. 插值节点为网格节点

已知 $m \times n$ 个节点: (x_i, y_j, z_{ij})

$(i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n)$, 且 $x_1 < \dots < x_m$; $y_1 < \dots < y_n$ 。

求点 (x, y) 处的插值 z 。





Matlab 中有一些计算二维插值的命令。如

`z=interp2(x0,y0,z0,x,y,'method')`

其中 x_0 , y_0 分别为 m 维和 n 维向量, 表示节点, z_0 为 $n \times m$ 维矩阵, 表示节点值, x , y 为一维数组, 表示插值点, x 与 y 应是方向不同的向量, 即一个是行向量, 另一个是列向量, z 为矩阵, 它的行数为 y 的维数, 列数为 x 的维数, 表示得到的插值, 'method' 的用法同上面的一维插值。





如果是三次样条插值，可以使用命令

$pp = csape(\{x0, y0\}, z0, conds, valconds), z = fnval(pp, \{x, y\})$

其中 $x0$, $y0$ 分别为 m 维和 n 维向量, $z0$ 为 $m \times n$ 维矩阵, z 为矩阵, 它的行数为 x 的维数, 列数为 y 的维数, 表示得到的插值, 具体使用方法同一维插值。





例5.3 在一丘陵地带测量高程， x 和 y 方向每隔100米测一个点，得高程如表3，试插值一曲面，确定合适的模型，并由此找出最高点和该点的高程。

表5.3 高程数据点

$x \backslash y$	100	200	300	400	500
100	636	697	624	478	450
200	698	712	630	478	420
300	680	674	598	412	400
400	662	626	552	334	310

$\max(\max(cz))$
对列求最大
对行求最大





2. 插值节点为散乱节点

已知 n 个节点 $(x_i, y_i, z_i) (i = 1, 2, \dots, n)$ ，求点 (x, y) 处的插值 z 。

对上述问题，Matlab 中提供了插值函数 `griddata`，其格式为

$$ZI = \text{griddata}(x, y, z, XI, YI)$$

其中 x 、 y 、 z 均为 n 维向量，指明所给数据点的横坐标、纵坐标和竖坐标。向量 XI 、 YI 是给定的网格点的横坐标和纵坐标，返回值 ZI 为网格 (XI, YI) 处的函数值。 XI 与 YI 应是方向不同的向量，即一个是行向量，另一个是列向量。





例 5.4 在某海域测得一些点 (x,y) 处的水深 z 由表 5.4 给出，在适当的矩形区域内画出海底曲面的图形。

表 5.4 海底高程数据

x	129	140	103.5	88	185.5	195	105	157.5	107.5	77	81	162	162	117.5
y	7.5	141.5	23	147	22.5	137.5	85.5	-6.5	-81	3	56.5	-66.5	84	-33.5
z	4	8	6	8	6	8	8	9	9	8	8	9	4	9

$$z_i = z_{i1};$$

$$z_i(\text{isnan}(z_{i1}) = z_{i2}(\text{isnan}(z_{i1})))$$





5.2 曲线拟合的线性最小二乘法

5.2.1 线性最小二乘法

曲线拟合问题的提法是，已知一组（二维）数据，即平面上的 n 个点 (x_i, y_i) ， $i = 1, 2, \dots, n$ ， x_i 互不相同，寻求一个函数（曲线） $y = f(x)$ ，使 $f(x)$ 在某种准则下与所有数据点最为接近，即曲线拟合得最好。





线性最小二乘法是解决曲线拟合最常用的方法，基本思路是，令

$$f(x) = a_1 r_1(x) + a_2 r_2(x) + \cdots + a_m r_m(x), \quad (5.3)$$

其中 $r_k(x)$ 是事先选定的一组线性无关的函数， a_k 是待定系数 ($k = 1, 2, \cdots, m, m < n$)。拟合准则是使 y_i ， $i = 1, 2, \cdots, n$ ，与 $f(x_i)$ 的距离 δ_i 的平方和最小，称为最小二乘准则。





5.2.1.1 系数 a_k 的确定

记

$$J(a_1, \dots, a_m) = \sum_{i=1}^n \delta_i^2 = \sum_{i=1}^n [f(x_i) - y_i]^2, \quad (5.4)$$

为求 a_1, \dots, a_m 使 J 达到最小, 只需利用极值的必要条件

$\frac{\partial J}{\partial a_j} = 0 (j = 1, \dots, m)$, 得到关于 a_1, \dots, a_m 的线性方程组

$$\sum_{i=1}^n r_j(x_i) \left[\sum_{k=1}^m a_k r_k(x_i) - y_i \right] = 0, \quad (j = 1, \dots, m),$$

即

$$\sum_{k=1}^m a_k \left[\sum_{i=1}^n r_j(x_i) r_k(x_i) \right] = \sum_{i=1}^n r_j(x_i) y_i, \quad (j = 1, \dots, m). \quad (5.5)$$





记

$$R = \begin{bmatrix} r_1(x_1) & \cdots & r_m(x_1) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ r_1(x_n) & \cdots & r_m(x_n) \end{bmatrix}_{n \times m},$$

$$A = [a_1, \cdots, a_m]^T, \quad Y = [y_1, \cdots, y_n]^T,$$

方程组 (5.5) 可表为

$$R^T R A = R^T Y. \quad (5.6)$$

当 $\{r_1(x), \cdots, r_m(x)\}$ 线性无关时, R 列满秩, $R^T R$ 可逆, 于是方程组 (5.6) 有唯一解

$$A = (R^T R)^{-1} R^T Y.$$





5.2.1.2 函数 $r_k(x)$ 的选取

面对一组数据 $(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, n$, 用线性最小二乘法作曲线拟合时, 首要的也是关键的一步是恰当地选取 $r_1(x), \dots, r_m(x)$ 。如果通过机理分析, 能够知道 y 与 x 之间应该有什么样的函数关系, 则 $r_1(x), \dots, r_m(x)$ 容易确定。若无法知道 y 与 x 之间的关系, 通常可以将数据 $(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, n$ 作图, 直观地判断应该用什么样的曲线去作拟合。





人们常用的曲线有

(1) 直线 $y = a_1x + a_2$;

(2) 多项式 $y = a_1x^m + \cdots + a_mx + a_{m+1}$ (一般 $m = 2, 3$, 不宜太高);

(3) 双曲线 (一支) $y = \frac{a_1}{x} + a_2$;

(4) 指数曲线 $y = a_1e^{a_2x}$ 。

对于指数曲线，拟合前需作变量代换，化为对 a_1, a_2 的线性函数。

已知一组数据，用什么样的曲线拟合最好，可以在直观判断的基础上，选几种曲线分别拟合，然后比较，看哪条曲线的最小二乘指标 J 最小。



用Matlab进行数据拟合

实验目的:

1. 了解多项式和非线性曲线拟合命令。
2. 掌握用数学软件求解拟合问题。





用Matlab进行数据拟合

1. 多项式曲线拟合: polyfit.

$p = \text{polyfit}(x, y, m)$

其中, x, y 为已知数据点向量, 分别表示横, 纵坐标, m 为拟合多项式的次数, 结果返回 m 次拟合多项式系数, 从高次到低次存放在向量 p 中.

$y_0 = \text{polyval}(p, x_0)$

可求得多项式在 x_0 处的值 y_0 .





例1 已知观测数据点如表所示

x	0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1
y	-0.447	1.978	3.28	6.16	7.08	7.34	7.66	9.56	9.48	9.3	11.2

分别用3次和6次多项式曲线拟合这些数据点.

编写Matlab程序如下:

```
x=0:0.1:1
```

```
y=[-0.447,1.978,3.28,6.16,7.08,7.34,7.66,9.56,9.48,9.3,11.2]
```

```
plot(x,y,'k.','markersize',25)
```

```
axis([0 1.3 -2 16])
```

```
p3=polyfit(x,y,3)
```

```
p6=polyfit(x,y,6)
```





```
x=0:0.1:1
```

```
y=[-0.447,1.978,3.28,6.16,7.08,7.34,7.66,9.56,9.48,9.3,11.2]
```

```
plot(x,y,'k.','markersize',25)
```

```
axis([0 1.3 -2 16])
```

```
p3=polyfit(x,y,3)
```

```
p6=polyfit(x,y,6)
```

```
t=0:0.1:1.2
```

```
s=polyval(p3,t)
```

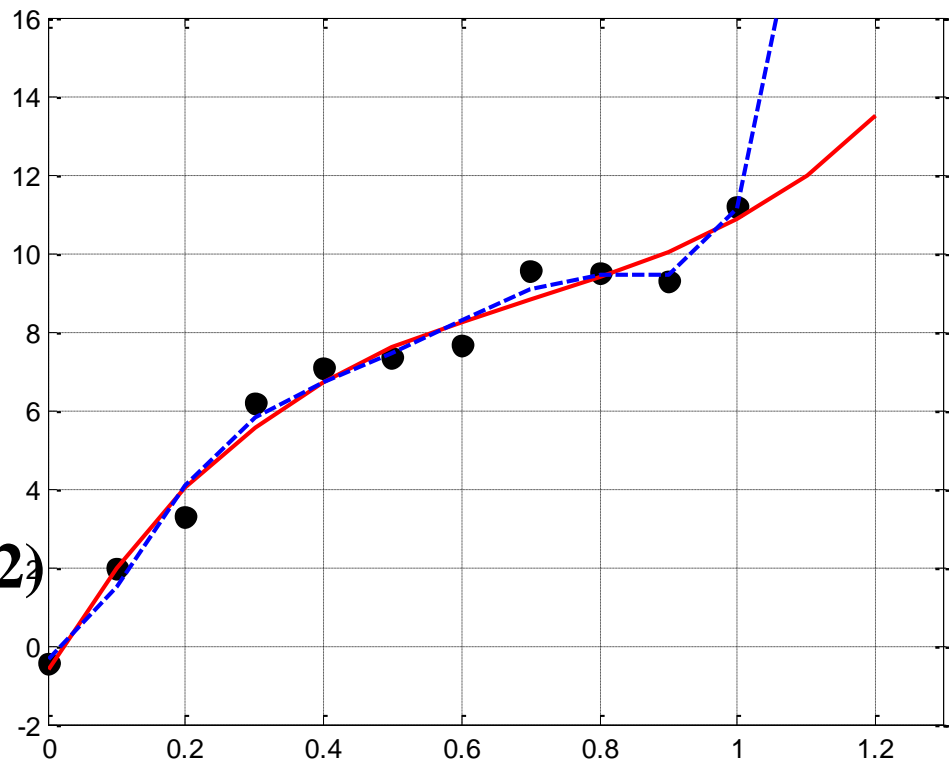
```
s1=polyval(p6,t)
```

```
hold on
```

```
plot(t,s,'r-','linewidth',2)
```

```
plot(t,s1,'b--','linewidth',2)
```

```
grid on
```





例2 用切削机床进行金属品加工时,为了适当地调整机床,需要测定刀具的磨损速度. 在一定的时间测量刀具的厚度,得数据如表所示:

切削时间 t/h	0	1	2	3	4	5	6	7	8
刀具厚度 y/cm	30.0	29.1	28.4	28.1	28.0	27.7	27.5	27.2	27.0

切削时间 t/h	9	10	11	12	13	14	15	16
刀具厚度 y/cm	26.8	26.5	26.3	26.1	25.7	25.3	24.8	24.0



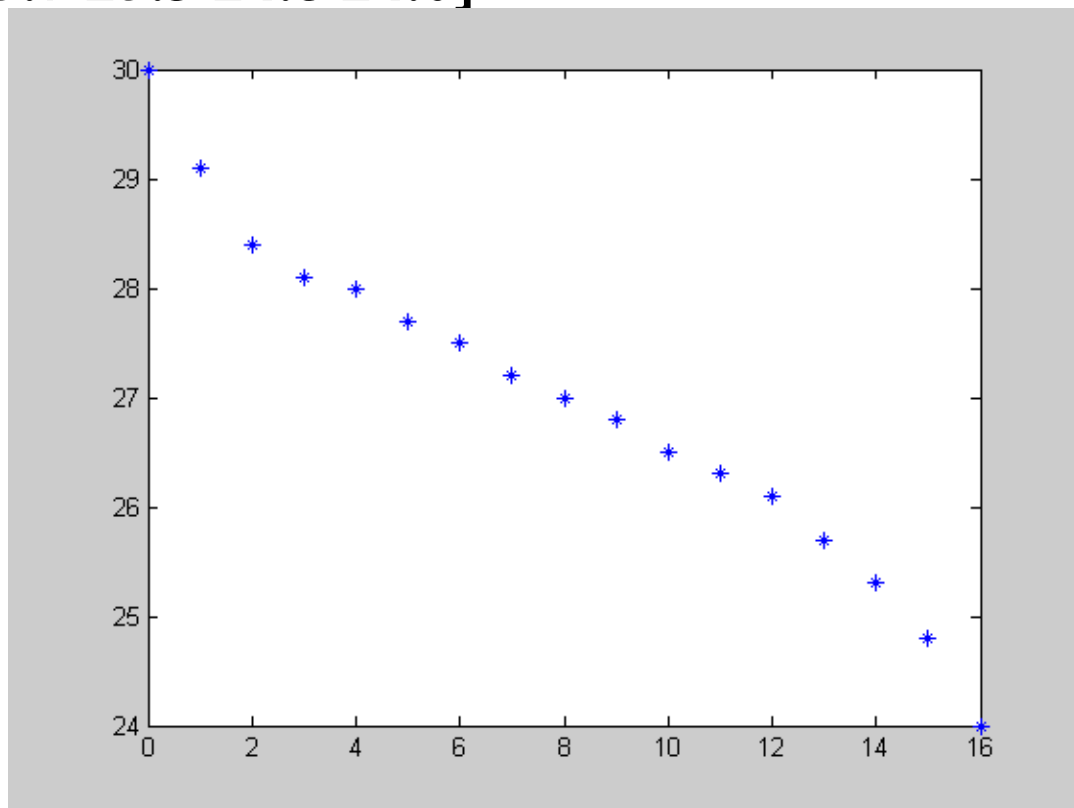


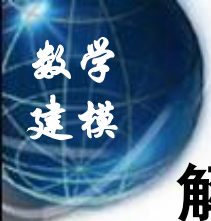
解：描出散点图，在命令窗口输入：

```
t=[0:1:16]
```

```
y=[30.0 29.1 28.4 28.1 28.0 27.7 27.5 27.2 27.0 26.8  
26.5 26.3 26.1 25.7 25.3 24.8 24.0]
```

```
plot(t,y,'*')
```





解：描出散点图，在命令窗口输入：

```
t=[0:1:16]
```

```
y=[30.0 29.1 28.4 28.1 28.0 27.7 27.5 27.2 27.0 26.8
```

```
26.5 26.3 26.1 25.7 25.3 24.9 24.6 24.3 24.0 23.7
```

```
plot(t,y,'*')
```

```
a=polyfit(t,y,1)
```

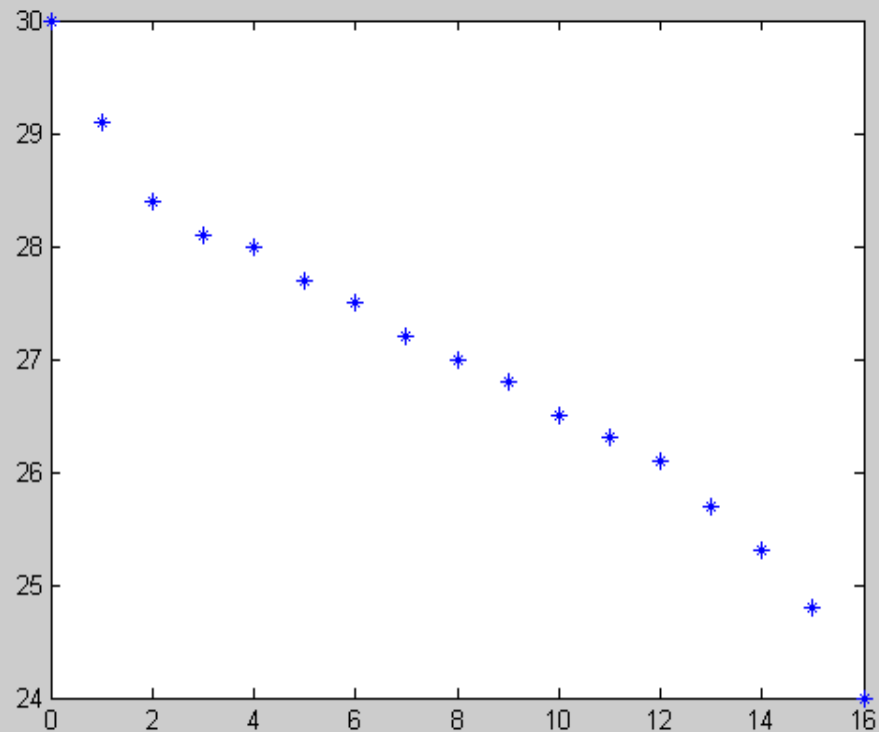
```
a =
```

```
-0.3012  29.3804
```

```
hold on
```

```
y1=-0.3012*t+29.3804
```

```
plot(t, y1), hold off
```





例2 用切削机床进行金属品加工时,为了适当地调整机床,需要测定刀具的磨损速度. 在一定的时间测量刀具的厚度,得数据如表所示:

切削时间 t/h	0	1	2	3	4	5	6	7	8
刀具厚度 y/cm	30.0	29.1	28.4	28.1	28.0	27.7	27.5	27.2	27.0

切削时间 t/h	9	10	11	12	13	14	15	16
刀具厚度 y/cm	26.8	26.5	26.3	26.1	25.7	25.3	24.8	24.0

拟合曲线为: $y=-0.3012t+29.3804$





例3 一个15.4cm×30.48cm的混凝土柱在加压实验中的应力-应变关系测试点的数据如表所示

$\sigma / (\text{N/m}^2)$	1.55	2.47	2.93	3.03	2.89
ε	500×10^{-6}	1000×10^{-6}	1500×10^{-6}	2000×10^{-6}	2375×10^{-6}
$\sigma / \varepsilon / (\text{N/m}^2)$	3.103×10^3	2.465×10^3	1.953×10^3	1.517×10^3	1.219×10^3

已知应力-应变关系可以用一条指数曲线来描述, 即假设

$$\sigma = k_1 \varepsilon e^{-k_2 \varepsilon}$$

式中, σ 表示应力, 单位是 N/m^2 ; ε 表示应变.





已知应力-应变关系可以用一条指数曲线来描述, 即假设

$$\sigma = k_1 \varepsilon e^{-k_2 \varepsilon}$$

式中, σ 表示应力, 单位是 N/m^2 ; ε 表示应变.

解 选取**指数函数**作拟合时, 在拟合前需作变量代换,
化为 k_1, k_2 的线性函数.

$$\text{于是, } \ln \frac{\sigma}{\varepsilon} = \ln k_1 - k_2 \varepsilon$$

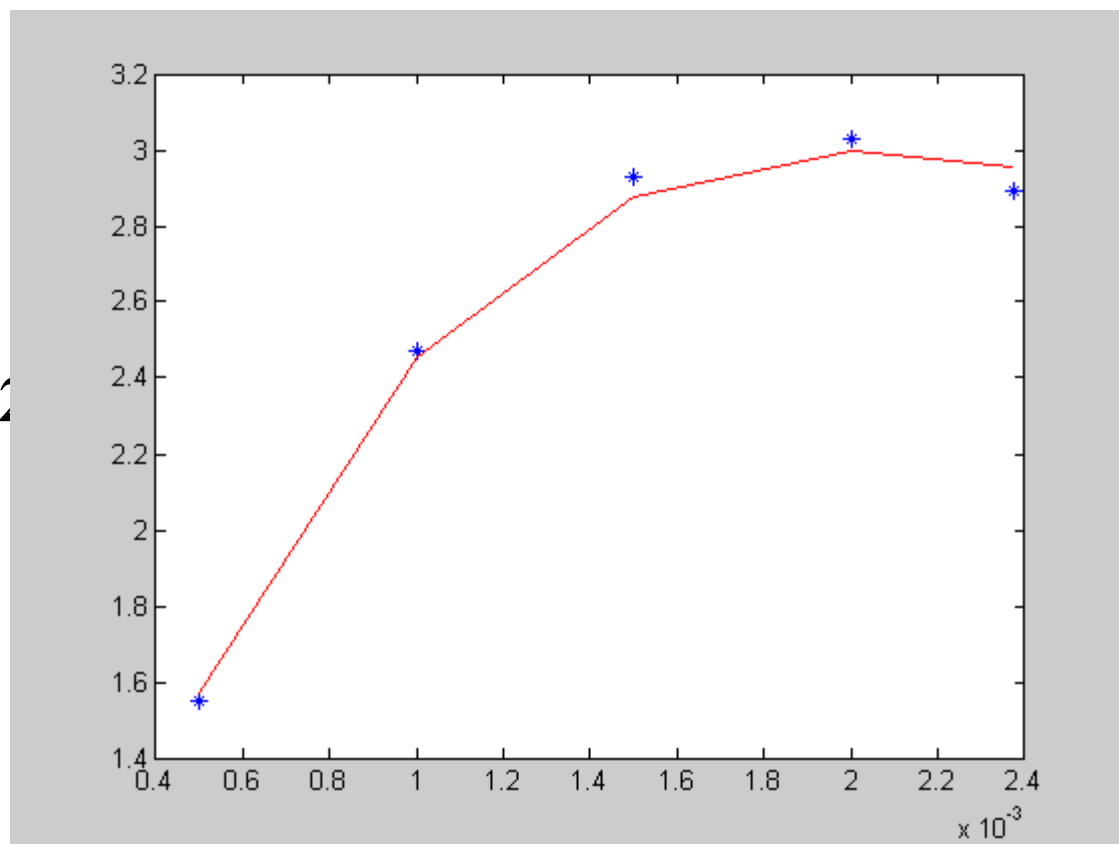
$$\text{令 } z = \ln \frac{\sigma}{\varepsilon}, a_0 = -k_2, a_1 = \ln k_1$$

$$\text{即 } z = a_0 \varepsilon + a_1$$



在命令窗口输入:

```
x=[500*1.0e-6 1000*1.0e-6 1500*1.0e-6 2000*1.0e-6 2375*1.0e-6];  
y=[3.103*1.0e+3 2.465*1.0e+3 1.953*1.0e+3 1.517*1.0e+3  
1.219*1.0e+3];  
z=log(y);  
a=polyfit(x,z,1);  
a0=a(1,1);  
k1=exp(a(1,2));  
w=[1.55 2.47 2.93 3.03 2.93];  
plot(x,w,'*')  
hold on  
y1=k1*x.*exp( a0*x);  
plot(x,y1,'r-')
```





已知应力-应变关系可以用一条指数曲线来描述, 即假设

$$\sigma = k_1 \varepsilon e^{-k_2 \varepsilon}$$

式中, σ 表示应力, 单位是 N/m^2 ; ε 表示应变.

$$\text{令 } z = \ln \frac{\sigma}{\varepsilon}, a_0 = -k_2, a_1 = \ln k_1, \text{ 则 } z = a_0 \varepsilon + a_1$$

$$\text{求得 } a_0 = -k_2 = -494.5209, a_1 = \ln k_1 = 8.3009,$$

$$\text{于是 } k_1 = 4.0275 \times 10^3, k_2 = 494.5209$$

$$\text{拟合曲线为: } \sigma = 4.0275 \times 10^3 \varepsilon e^{-494.5209 \varepsilon}$$





在实际应用中常见的拟合曲线有:

直线 $y = a_0x + a_1$

多项式 $y = a_0x^n + a_1x^{n-1} + \cdots + a_n$ 一般 $n=2, 3$, 不宜过高.

双曲线(一支) $y = \frac{a_0}{x} + a_1$

指数曲线 $y = ae^{bx}$





2. 非线性曲线拟合: lsqcurvefit.

`x=lsqcurvefit(fun, x0, xdata, ydata)`

`[x, resnorm]=lsqcurvefit(fun, x0, xdata, ydata)`

功能: 根据给定的数据 **`xdata, ydata`** (对应点的横, 纵坐标), 按函数文件 **`fun`** 给定的函数, 以**`x0`** 为初值作**最小二乘拟合**, 返回函数 **`fun`** 中的系数向量**`x`**和残差的平方和**`resnorm`**.





例4 已知观测数据点如表所示

x	0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1
y	3.1	3.27	3.81	4.5	5.18	6	7.05	8.56	9.69	11.25	13.17

求三个参数 a, b, c 的值, 使得曲线 $f(x)=ae^x+bx^2+cx^3$ 与已知数据点在最小二乘意义上充分接近.

首先编写存储拟合函数的函数文件.

```
function f=nihehanshu(x,xdata)  
f=x(1)*exp(xdata)+x(2)*xdata.^2+x(3)*xdata.^3
```

保存为文件 nihehanshu.m





例4 已知观测数据点如表所示

x	0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1
y	3.1	3.27	3.81	4.5	5.18	6	7.05	8.56	9.69	11.25	13.17

求三个参数 a, b, c 的值, 使得曲线 $f(x)=ae^x+bx^2+cx^3$ 与已知数据点在最小二乘意义上充分接近.

编写下面的程序调用拟合函数.

```
xdata=0:0.1:1;  
ydata=[3.1,3.27,3.81,4.5,5.18,6,7.05,8.56,9.69,11.25,13.17];  
x0=[0,0,0];  
[x,resnorm]=lsqcurvefit(@nihehanshu,x0,xdata,ydata)
```





编写下面的程序调用拟合函数.

```
xdata=0:0.1:1;  
ydata=[3.1,3.27,3.81,4.5,5.18,6,7.05,8.56,9.69,11.25,13.17];  
x0=[0,0,0];  
[x,resnorm]=lsqcurvefit(@nihehanshu,x0,xdata,ydata)
```

程序运行后显示

```
x =  
    3.0022    4.0304    0.9404
```

```
resnorm =  
    0.0912
```





例4 已知观测数据点如表所示

x	0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1
y	3.1	3.27	3.81	4.5	5.18	6	7.05	8.56	9.69	11.25	13.17

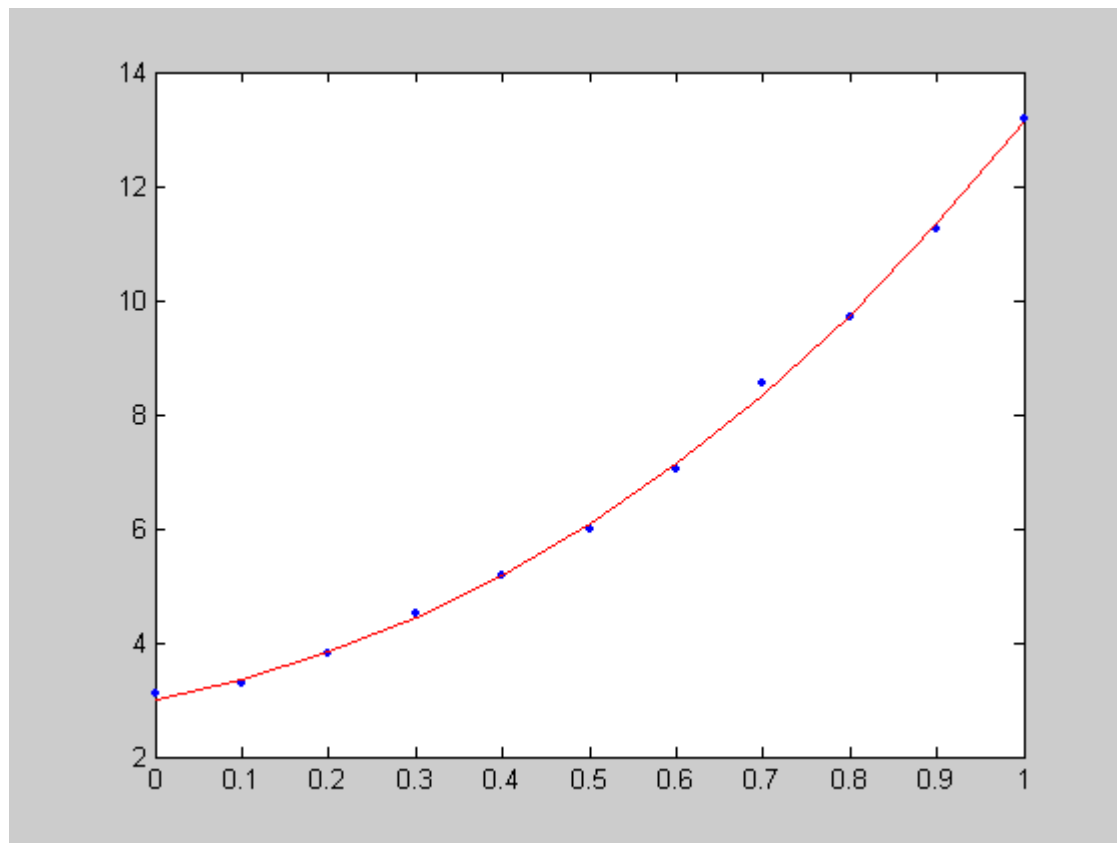
求三个参数 a, b, c 的值, 使得曲线 $f(x)=ae^x+bx^2+cx^3$ 与已知数据点在最小二乘意义上充分接近.

说明: 最小二乘意义上的最佳拟合函数为

$$f(x)=3e^x+4.03x^2+0.94x^3.$$

此时的残差是: 0.0912.





拟合函数为: $f(x) = 3e^x + 4.03x^2 + 0.94x^3$.





5.2.2 最小二乘法的 Matlab 实现

5.2.2.1 解方程组方法

在上面的记号下,

$$J(a_1, \dots, a_m) = \|RA - Y\|^2.$$

Matlab 中的线性最小二乘的标准型为

$$\text{Min}_A \|RA - Y\|_2^2,$$

命令为 $A = R \backslash Y$ 。





例 5.6 某乡镇企业 1990-1996 年的生产利润如表 5.6。

表 5.6 乡镇企业的利润表

年份	1990	1991	1992	1993	1994	1995	1996
利润(万元)	70	122	144	152	174	196	202

试预测 1997 年和 1998 年的利润。





例 5.5 用最小二乘法求一个形如 $y = a + bx^2$ 的经验公式，使它与表 5.5 所示的数据拟合。

表 5.5 拟合数据表

x	19	25	31	38	44
y	19.0	32.3	49.0	73.3	97.8





5.2.2.2 多项式拟合方法

如果取 $\{r_1(x), \dots, r_{m+1}(x)\} = \{1, x, \dots, x^m\}$ ，即用 m 次多项式拟合给定数据，Matlab 中有现成的函数

$a = \text{polyfit}(x_0, y_0, m)$

其中输入参数 x_0, y_0 为要拟合的数据， m 为拟合多项式的次数，输出参数 a 为拟合多项式 $y = a(1)x^m + \dots + a(m)x + a(m+1)$ 的系数向量 $a = [a(1), \dots, a(m), a(m+1)]$ 。

多项式在 x 处的值 y 可用下面的函数计算

$y = \text{polyval}(a, x)$ 。





解 作已知数据的散点图，发现该乡镇企业的年生产利润几乎直线上升。因此，我们可以用 $y = a_1x + a_0$ 作为拟合函数来预测该乡镇企业未来的年利润。

求得一次多项式 $y = a_1x + a_0$ 的系数 $a_1 = 21$, $a_0 = -4.0705 \times 10^4$, 1997 年的生产利润 $y_{97} = 233.4286$, 1998 年的生产利润 $y_{98} = 253.9286$ 。



5.3 最小二乘优化

在无约束最优化问题中，有些重要的特殊情形，比如目标函数由若干个函数的平方和构成。这类函数一般可以写成

$$F(x) = \sum_{i=1}^m f_i^2(x), x \in R^n,$$

其中 $x = [x_1, \dots, x_n]^T$ ，一般假设 $m \geq n$ 。把极小化这类函数的问题

$$\min F(x) = \sum_{i=1}^m f_i^2(x)$$

称为最小二乘优化问题。



最小二乘优化是一类比较特殊的优化问题，在处理这类问题时，Matlab 也提供了一些强大的函数。在 Matlab 优化工具箱中，用于求解最小二乘优化问题的函数有 `lsqlin`、`lsqcurvefit`、`lsqnonlin`、`lsqnonneg`，下面介绍这些函数的用法。





5.3.1 lsqlin 函数

求解 $\min_x \frac{1}{2} \|C \cdot x - d\|_2^2,$

s.t. $\begin{cases} A \cdot x \leq b, \\ Aeq \cdot x = beq, \\ lb \leq x \leq ub, \end{cases}$

其中 C, A, Aeq 为矩阵, d, b, beq, lb, ub, x 为向量。

Matlab 中的函数为

$x = \text{lsqlin}(C, d, A, b, Aeq, beq, lb, ub, x0)$





例 5.7 用 lsqlin 命令求解例 5.5。





5.3.2 lsqcurvefit 函数

给定输入输出数列 $xdata, ydata$, 求参量 x , 使得

$$\min_x \frac{1}{2} \|F(x, xdata) - ydata\|_2^2 = \frac{1}{2} \sum_i F(x, xdata_i) - ydata_i^2.$$

Matlab 中的函数为

$x = \text{lsqcurvefit}(\text{fun}, x0, xdata, ydata, lb, ub, \text{options})$

其中 fun 是定义函数 $F(x, xdata)$ 的 M 文件。





例 5.8 用表 5.7 中的观测数据, 拟合函数 $y = e^{-k_1 x_1} \sin(k_2 x_2) + x_3^2$ 中的参数 k_1, k_2 。

表 5.7 已知观测数据

序号	$y(kg)$	$x_1(cm^2)$	$x_2(kg)$	$x_3(kg)$	序号	$y(kg)$	$x_1(cm^2)$	$x_2(kg)$	$x_3(kg)$
1	15.02	23.73	5.49	1.21	14	15.94	23.52	5.18	1.98
2	12.62	22.34	4.32	1.35	15	14.33	21.86	4.86	1.59
3	14.86	28.84	5.04	1.92	16	15.11	28.95	5.18	1.37
4	13.98	27.67	4.72	1.49	17	13.81	24.53	4.88	1.39
5	15.91	20.83	5.35	1.56	18	15.58	27.65	5.02	1.66
6	12.47	22.27	4.27	1.50	19	15.85	27.29	5.55	1.70
7	15.80	27.57	5.25	1.85	20	15.28	29.07	5.26	1.82
8	14.32	28.01	4.62	1.51	21	16.40	32.47	5.18	1.75
9	13.76	24.79	4.42	1.46	22	15.02	29.65	5.08	1.70
10	15.18	28.96	5.30	1.66	23	15.73	22.11	4.90	1.81
11	14.20	25.77	4.87	1.64	24	14.75	22.43	4.65	1.82
12	17.07	23.17	5.80	1.90	25	14.35	20.04	5.08	1.53
13	15.40	28.57	5.22	1.66					





例 5.9 用最小二乘法拟合 $y = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$ 中的未知

参数 μ, σ ，其中已知数据值 x_i, y_i ($i = 1, 2, \dots, n$) 分别放在 Matlab 数据文件 data3.mat 中的 x0 和 y0 中，这里的 data3.mat 是由如下 Matlab 程序产生的。

```
x0=-10:0.01:10;
```

```
y0=normpdf(x0,0,1); %计算标准正态分布密度函数在  
x0 处的取值
```

```
save data2 x0 y0 %把 x0, y0 保存到文件 data2.mat 中
```





5.3.3 lsqnonlin 函数

已知函数向量 $F(x) = [f_1(x), \dots, f_k(x)]^T$ ，求 x 使得

$$\min_x \frac{1}{2} \|F(x)\|_2^2,$$

Matlab 中的函数为

`x=lsqnonlin(fun,x0,lb,ub,options)`

其中 `fun` 是定义向量函数 $F(x)$ 的 M 文件。





例 5.10 用 lsqnonlin 函数求解例 5.9。





5.3.4 lsqnonneg 函数

求解非负的 x ，使得满足 $\min_x \frac{1}{2} \|Cx - d\|_2^2$.

Matlab 中的函数为

$\mathbf{x} = \text{lsqnonneg}(\mathbf{C}, \mathbf{d}, \text{options})$.





例 5.11 已知 $C = \begin{bmatrix} 0.0372 & 0.2869 \\ 0.6861 & 0.7071 \\ 0.6233 & 0.6245 \\ 0.6344 & 0.6170 \end{bmatrix}$, $d = \begin{bmatrix} 0.8587 \\ 0.1781 \\ 0.0747 \\ 0.8405 \end{bmatrix}$,

求 $x = [x_1, x_2]^T$ ($x \geq 0$) 满足 $\min_x \frac{1}{2} \|Cx - d\|_2^2$.





5.3.5 Matlab 的曲线拟合用户图形界面解法

Matlab 工具箱提供了命令 `cftool`, 该命令给出了一维数据拟合的交互式环境。具体执行步骤如下

- (1) 把数据导入到工作空间;
- (2) 运行 `cftool`, 打开用户图形界面窗口;
- (3) 对数据进行预处理;
- (4) 选择适当的模型进行拟合;
- (5) 生成一些相关的统计量, 并进行预测。

可以通过帮助 (运行 `doc cftool`) 熟悉该命令的使用细节。



5.4 曲线拟合与函数逼近

前面讲的曲线拟合是已知一组离散数据

$\{(x_i, y_i), i = 1, \dots, n\}$, 选择一个较简单的函数 $f(x)$, 如多项式, 在一定准则如最小二乘准则下, 最接近这些数据。

如果已知一个较为复杂的连续函数 $y(x), x \in [a, b]$, 要求选择一个较简单的函数 $f(x)$, 在一定准则下最接近 $y(x)$, 就是所谓函数逼近。



与曲线拟合的最小二乘准则相对应，函数逼近常用的一种准则是最小平方逼近，即

$$J = \int_a^b [f(x) - y(x)]^2 dx \quad (5.7)$$

达到最小。与曲线拟合一样，选一组函数 $\{r_k(x), k = 1, \dots, m\}$ 构造 $f(x)$ ，即令

$$f(x) = a_1 r_1(x) + \dots + a_m r_m(x),$$

代入 (5.7) 式，求 a_1, \dots, a_m 使 J 达到极小。





利用极值必要条件可得

$$\begin{bmatrix} (r_1, r_1) & \cdots & (r_1, r_m) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ (r_m, r_1) & \cdots & (r_m, r_m) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ \vdots \\ a_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (y, r_1) \\ \vdots \\ (y, r_m) \end{bmatrix}, \quad (5.8)$$

这里 $(g, h) = \int_a^b g(x)h(x)dx$ 。当方程组 (5.8) 的系数矩阵非奇异时，有唯一解。

最简单的当然是用多项式逼近函数，即选 $r_1(x) = 1$, $r_2(x) = x$, $r_3(x) = x^2, \dots$ 。并且如果能使 $\int_a^b r_i(x)r_j(x)dx = 0$, ($i \neq j$)，方程组 (5.8) 的系数矩阵将是对角阵，计算大大简化。满足这种性质的多项式称正交多项式。





勒让得 (Legendre) 多项式是在 $[-1,1]$ 区间上的正交多项式, 它的表达式为

$$P_0(x) = 1, \quad P_k(x) = \frac{1}{2^k k!} \frac{d^k}{dx^k} (x^2 - 1)^k, \quad k = 1, 2, \dots.$$

可以证明

$$\int_{-1}^1 P_i(x) P_j(x) dx = \begin{cases} 0, & i \neq j, \\ \frac{2}{2i+1}, & i = j, \end{cases}$$

$$P_{k+1}(x) = \frac{2k+1}{k+1} x P_k(x) - \frac{k}{k+1} P_{k-1}(x), \quad k = 1, 2, \dots.$$





常用的正交多项式还有第一类切比雪夫 (Chebyshev) 多项式

$$T_n(x) = \cos(n \arccos x), \quad (x \in [-1, 1], n = 0, 1, 2, \dots)$$

和拉盖尔 (Laguerre) 多项式

$$L_n(x) = e^x \frac{d^n}{dx^n} (x^n e^{-x}), \quad (x \in [0, +\infty), n = 0, 1, 2, \dots).$$





例 5.12 求 $f(x) = \cos x, x \in \left[-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}\right]$ 在

$H = \text{Span}\{1, x^2, x^4\}$ 中的最佳平方逼近多项式。

