



دوره جامع پایتون:  
بخش محاسبات عددی  
جلسه هفدهم

دکتر ذبیح اله ذبیحی

# کتابخانه Scipy

Pip install scipy

---

```
import scipy  
print(scipy.__version__)
```

---

- **constants**: physical constants and conversion factors
- **cluster**: hierarchical clustering, vector quantization, K-means
- **fft**: Discrete Fourier Transform algorithms
- **fftpack**: Legacy interface for Discrete Fourier Transforms
- **integrate**: numerical integration routines
- **interpolate**: interpolation tools
- **io**: data input and output
- **lib**: Python wrappers to external libraries
- **linalg**: linear algebra routines
- **misc**: miscellaneous utilities (e.g. image reading/writing)
- **ndimage**: various functions for multi-dimensional image processing
- **optimize**: optimization algorithms including linear programming
- **signal**: signal processing tools
- **sparse**: sparse matrix and related algorithms
- **spatial**: KD-trees, nearest neighbors, distance functions
- **special**: special functions
- **stats**: statistical functions
- **weave**: tool for writing C/C++ code as Python multiline strings

# ثابت ها

• لیست ثوابت

```
from scipy import constants  
print(dir(constants))  
print(constants.pi)
```

```
print(constants.yotta)    #1e+24
print(constants.zetta)    #1e+21
print(constants.exa)      #1e+18
print(constants.peta)     #1000000000000000000.0
print(constants.tera)     #1000000000000000.0
print(constants.giga)     #10000000000.0
print(constants.mega)     #1000000.0
print(constants.kilo)     #1000.0
print(constants.hecto)    #100.0
print(constants.deka)     #10.0
print(constants.deci)     #0.1
print(constants.cent)     #0.01
print(constants.milli)    #0.001
print(constants.micro)    #1e-06
print(constants.nano)     #1e-09
print(constants.pico)     #1e-12
print(constants.femto)    #1e-15
print(constants.atto)     #1e-18
print(constants.zepto)    #1e-21
```

```
print(constants.atomic_mass) #1.66053904e-27
print(constants.m_u)         #1.66053904e-27
print(constants.u)           #1.66053904e-27

print(constants.minute)      #60.0
print(constants.hour)        #3600.0
print(constants.day)         #86400.0
print(constants.week)        #604800.0
print(constants.year)        #31536000.0

print(constants.kmh)         #0.27777777777777778
print(constants.mph)         #0.447039999999999994
print(constants.mach)        #340.5
print(constants.speed_of_sound) #340.5
print(constants.knot)        #0.514444444444444445
```

# ریشه معادلات

$$F(x)=0$$

root(fun,x0)

---

```
from scipy.optimize import root
from math import cos
```

```
def f(x):
    return x + cos(x)
```

```
myroot = root(f, 0)
print(myroot.x)
```

## چند معادله چند مجهول

$$x+3y+5z=10$$

$$2x+5y+z=8$$

$$2x+3y+8z=3$$

---

```
from scipy import linalg
import numpy as np
a = np.array([[1, 3, 5], [2, 5, 1], [2, 3, 8]])
b = np.array([10, 8, 3])
x = linalg.solve(a, b)
print (x)
```



# دترمینان

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{bmatrix} = 1 * 4 - 2 * 3 = 6$$

```
-----  
from scipy import linalg  
import numpy as np  
A = np.array([[1,2],[3,4]])  
x = linalg.det(A)  
print (x)
```

# ویژه مقادیر و ویژه بردار

```
from scipy import linalg
import numpy as np
A = np.array([[1,2],[3,4]])
a, b = linalg.eig(A)
print(a)
print (b)
```

# درون یابی (interpolation) و برون یابی (extrapolation)

- فرض کنید جدول تابعی موجود باشد (یعنی مقادیر داده ها در بازه مشخصی را داشته باشیم)

$x$	$x_1$	$x_2$	....	$x_n$
$f(x)$	$f(x_1)$	$f(x_2)$	...	$f(x_n)$

- اگر بخواهیم مقدار تابع را در نقاطی داخل بازه  $[x_1, x_n]$  تخمین بزنیم این عمل را درون یابی گویند.
- اگر بخواهیم مقدار تابع را در نقاطی خارج بازه  $[x_1, x_n]$  تخمین بزنیم این عمل را برون یابی گویند.

- در برون یابی فرض برین است که رفتار تابع خارج از بازه مشابه داخل بازه است. اما امکان دارد این مطلب همیشه معتبر نباشد.

# درون یابی

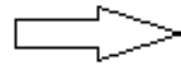
- تکنیک عمومی درون یابی، برازش یک چند جمله ای بر تعدادی نقطه می باشد که نقطه  $x$  که مقدار تابع باید در آن حساب شود، را در میان دارد. این چند جمله ای، تقریبی برای تابع است و برای  $f(x)$  بکار می رود.

چند جمله ای خط راست

$$f(x) = a_1 + a_2 x$$

$$f(x_1) = a_1 + a_2 x_1$$

$$f(x_2) = a_1 + a_2 x_2$$



$$a_2 = \frac{[f(x_2) - f(x_1)]}{x_2 - x_1}$$

$$a_1 = f(x_1) - x_1 a_2$$

مثال

x	0.1	0.2	0.3	0.4
f(x)=coshx	1.005	1.020	1.045	1.081

$$f(x=0.16)=?$$

مقدار دقیق تابع:

$$f(x=0.16)=\cosh(0.16)=1.0128$$

$$a_2 = \frac{1,02 - 1,00 \Delta}{12 - 1} = \frac{0,02 \Delta}{11} = 0,1 \Delta$$

$$a_1 = 1,00 \Delta - 0,1 \Delta \times 0,1 = 0,99$$

$$\Rightarrow J = f(x) = 0,99 + 0,1 \Delta x$$

$$J(0,14) = 0,99 + 0,1 \Delta (0,14) = 1,014$$



$$\text{مقدار دقیق} - \text{مقدار محاسبه شده} = \text{خطای نسبی}$$

$$= \left| \frac{1,013 - 1,021}{1,021} \right|$$

$$= \frac{0,008}{1,021} = 0,0078$$

$$\text{مقدار دقیق} - \text{مقدار محاسبه شده} = \text{خطای مطلق}$$

$$= 0,008$$

## چند جمله ای درجه دوم

$$\begin{cases} y_1 = a_1 + a_2 x_1 + a_3 x_1^2 \\ y_2 = a_1 + a_2 x_2 + a_3 x_2^2 \\ y_3 = a_1 + a_2 x_3 + a_3 x_3^2 \end{cases}$$

چند جمله ای بالا مثلثی (روش نیوتن-گریگوری)

$$f = b_0 + b_1(x - x_1) + b_2(x - x_1)(x - x_2)$$

$$\begin{cases} f_1 = b_0 \\ f_2 = b_0 + b_1(x_2 - x_1) \\ f_3 = b_0 + b_1(x_3 - x_1) + b_2(x_3 - x_1)(x_3 - x_2) \end{cases}$$

$$b_1 = y_1$$

$$b_r = \frac{y_r - y_1}{x_r - x_1}$$

$$b_r = \frac{[y_r - y_1] - \left[ \frac{(y_r - y_1)(x_r - x_1)}{x_r - x_1} \right]}{(x_r - x_1)(x_r - x_1)}$$

$$= \frac{y_r - y_1}{(x_r - x_1)(x_r - x_1)} - \frac{y_r - y_1}{(x_r - x_1)(x_r - x_1)}$$

مثال:

x	0.1	0.2	0.3	0.4
f(x)=coshx	1.005	1.020	1.045	1.081

$$f(x=0.16)=?$$

مقدار دقیق تابع:

$$f(x=0.16)=\cosh(0.16)=1.0128$$

$$b_1 = 1,005$$

$$b_r = 0,015 / 0,1 = 0,15$$

$$b_r = (0,025 - 0,015) / 0,02 = 0,5$$

$$\text{Cosh}(0,16) = 1,005 + 0,15(0,06) + 0,5(0,06)(-0,04) = 1,0128$$

چند جمله ای لاگرانژ

$$f(x) = c_1(x - x_r)(x - x_r) + c_r(x - x_1)(x - x_r) + c_r(x - x_1)(x - x_r)$$

$$f(x_1) = c_1(x_1 - x_r)(x_1 - x_r)$$

$$f(x_r) = c_r(x_r - x_1)(x_r - x_r)$$

$$f(x_r) = c_r(x_r - x_1)(x_r - x_r)$$

$$c_1 = \frac{f(x_1)}{(x_1 - x_r)(x_1 - x_r)}$$

$$c_r = \frac{f(x_r)}{(x_r - x_1)(x_r - x_r)}$$

$$c_r = \frac{f(x_r)}{(x_r - x_1)(x_r - x_r)}$$

$$\frac{f(x_1)(x - x_r)(x - x_r)}{(x_1 - x_r)(x_1 - x_r)} + \frac{f(x_r)(x - x_1)(x - x_r)}{(x_r - x_1)(x_r - x_r)} + \frac{f(x_r)(x - x_1)(x - x_r)}{(x_r - x_1)(x_r - x_r)}$$

$$f(x) = \sum_{i=1}^r f(x_i) \prod_{\substack{j \neq i \\ j=1}}^r \frac{(x - x_j)}{(x_i - x_j)}$$



• چند جمله ای لاگرانژ را می توان به شکل زیر برای مرتبه n ام تعمیم داد:

$$f(x) \sum_{i=1}^{n+1} f(x_i) \prod_{\substack{j \neq i \\ j=1}}^{n+1} \frac{(x - x_j)}{(x_i - x_j)}$$

مثال:

$$f(x=4)=?$$

x	1.5	3	6
F(x)	-0.25	2	20

$$f(x) = \frac{-0,25(x-3)(x-6)}{(1,5-3)(1,5-6)} + \frac{2(x-1,5)(x-6)}{(3-1,5)(3-6)} + \frac{20(x-1,5)(x-3)}{(6-1,5)(6-3)}$$

$$f(4) = \frac{-0,25(1)(-2)}{(-1,5)(-4,5)} + \frac{2(+2,5)(-2)}{(1,5)(-3)} + \frac{20(2,5)(1)}{(4,5)3}$$

$$= 0,074 + 2,222 + 3,703$$

$$= 5,999 = 6 \text{ (گرد شده)}$$

# روش نیوتن گریگوری

$$f(x) = b_0 + b_1(x - x_0) + b_2(x - x_0)(x - x_1)$$

جداول تفاضل

---

$f(x_0)$	$\Delta_d f_0 = b_1 = \frac{f(x_1) - f(x_0)}{x_1 - x_0}$
----------	--

---

$f(x_1)$	$\Delta_d^r f_0 = b_2 = (\Delta_d f_1 - \Delta_d f_0) / (x_1 - x_0)$
----------	--

---

$f(x_1)$	$\Delta_d f_1 = \frac{f(x_2) - f(x_1)}{x_2 - x_1}$
----------	--

---

$$f(x) = f(x_0) + \Delta_d f_0(x - x_0) + \Delta_d^r f_0(x - x_0)(x - x_1)$$

• در حالت کلی برای برازش یک چند جمله مرتبه  $n-1$  بر  $n$  نقطه مندرج در یک جدول تابعی:

$$\begin{aligned} f(x) = & f(x_1) + \Delta_d f_1 (x - x_1) + \Delta_d^r f_1 (x - x_1)(x - x_r) \\ & + \Delta_d^r f_1 (x - x_1)(x - x_r)(x - x_{r'}) + \dots \\ & + \Delta_d^{n-1} f_1 (x - x_1)(x - x_r) \dots (x - x_{n-1}) \end{aligned}$$

که در آن

$$\Delta_d^n f_1 = (\Delta_d^{n-1} f_n - \Delta_d^{n-1} f_{n-1}) / (x_n - x_1)$$

مثال:

$$f(x=2.5)=?$$

x	-3	-1	0	3	5
F(x)	-30	-22	-12	330	3458

$x$	$f(x)$	$\Delta_d f$	$\Delta_d^2 f$	$\Delta_d^3 f$	$\Delta_d^4 f$
-3	-30				
-1	-22	4	2		
0	-12	10	26	4	
3	330	114	290	44	5
5	3451	1564			

بنابراین چند جمله‌ای عبارت است از :

$$f(x) = -30 + 4(x+3) + 2(x+3)(x+1) + 4(x+3)(x+1)x + 5(x+3)(x+1)(x-3)$$

• اگر توابع در بازه های مساوی  $h$  جدول بندی شوند یعنی

$$(x_r - x_1) = (x_r - x_r) = \dots = (x_n - x_{n-1}) = h$$

آنگاه

$$\begin{aligned} f(x) &= b_1 + b_r(x - x_1) + b_r(x - x_1)(x - x_r) \dots \\ &\quad + b_n(x - x_1) \dots (x - x_n) \\ &= f_1 + \frac{\Delta f_1}{h}(x - x_1) + \frac{\Delta^r f_1}{r! h^r}(x - x_1)(x - x_r) + \frac{\Delta^r f_1}{r! h^r} \\ &\quad (x - x_1)(x - x_r)(x - x_r) + \dots + \frac{\Delta^n f_1}{n! h^n} \\ &\quad (x - x_1)(x - x_r) \dots (x - x_n) \end{aligned}$$



---

$x_1$	$f_1$			
		$\Delta f_1 = f_2 - f_1$		
$x_1 + h$	$f_2$		$\Delta^2 f_1 = \Delta f_2 - \Delta f_1$	
		$\Delta f_2 = f_3 - f_2$		$\Delta^3 f_1 = \Delta^2 f_2 - \Delta^2 f_1$
$x_1 + 2h$	$f_3$		$\Delta^2 f_2 = \Delta f_3 - \Delta f_2$	$\Delta^3 f_2 = \Delta^2 f_3 - \Delta^2 f_2$
		$\Delta f_3 = f_4 - f_3$		$\Delta^3 f_3 = \Delta^2 f_4 - \Delta^2 f_3$
$x_1 + 3h$	$f_4$		$\Delta^2 f_3 = \Delta f_4 - \Delta f_3$	
		$\Delta f_4 = f_5 - f_4$		
	$\vdots$			
	$\vdots$			
	$\vdots$			
	$\vdots$			
$x_1 + nh$	$f_{n+1}$			

---

$$x = x_1 + uh$$

$$x - x_1 = hu$$

$$x - x_2 = x_1 + hu - x_1 - h = h(u - 1)$$

$$x - x_3 = x - (x_2 + h) = h(u - 1) - h = h(u - 2)$$

$$\vdots$$

$$x - x_n = h(u - \overline{n-1})$$

$$f(x_1 + uh) = f_1 + \Delta f_1 u + \frac{\Delta^2 f_1}{2!} u(u-1) + \frac{\Delta^3 f_1}{3!} u(u-1)(u-2)$$

$$+ \dots + \frac{\Delta^n f_1}{n!} u(u-1)(u-2) \dots (u - \overline{n-1})$$

- که  $u$  عددی بین 0 و 1 است. چند جمله ای اسلاید قبل به فرمول درون یابی رو به جلو نیوتن-گریگوری معروف است.

## مثال

x	0.1	0.2	0.3	0.4
f(x)=coshx	1.005	1.020	1.045	1.081

$$f(x=0.16)=?$$

مقدار دقیق تابع:

$$f(x=0.16)=\cosh(0.16)=1.0128$$

$x$	$f(x)$
0,1	1,005
	0,015
0,2	1,020
	0,010
	0,025
	0,001
0,3	1,045
	0,011
	0,036
0,4	0,081

$$f(0,16) = f(0,1 + 0,06) = f[0,1 + (0,6)(0,1)]$$

$$\begin{aligned}
 f(0,16) &= 1,005 + 0,6(0,015) + \frac{0,010}{2} \cdot 0,6(0,6 - 1) + \frac{0,001}{6} \cdot 0,6(0,6 - 1)(0,6 - 2) \\
 &= 1,005 + 0,0090 - 0,0012 + 0,000056 \approx 1,0128
 \end{aligned}$$

# خطای انباشته ناشی از خطای گردن کردن $e$

---

$+e$				
	$-2e$			
$-e$		$4e$		
	$2e$		$-4e$	
$+e$		$-4e$		$16e$
	$-2e$		$4e$	
$-e$		$4e$		$-16e$
	$2e$		$-4e$	
$+e$		$-4e$		
	$-2e$			
$-e$				

---

# خطای انباشته ناشی از یک خطای اولیه $e$

---

○					
	○				
○		○			
	○		$e$		
○		$e$		$-2e$	
	$e$		$-2e$		$1^{\circ}e$
$e$		$-2e$		$e$	
	$-e$		$2e$		$-1^{\circ}e$
○		$e$		$-2e$	
	○		$-e$		
○		○			
	○				
○					

---

## جدول تفاضل رو به جلو

$x_0$	$f_0$		
		$\Delta f_0$	
$x_0 + h$	$f_1$		$\Delta^2 f_0$
		$\Delta f_1$	
$x_0 + 2h$	$f_2$		$\Delta^2 f_1$
		$\Delta f_2$	
$x_0 + 3h$	$f_3$		$\Delta^2 f_2$
		$\Delta f_3$	
$x_0 + 4h$	$f_4$		$\Delta^2 f_3$
		$\Delta f_4$	
$x_0 + \Delta h$	$f_\epsilon$		



# جدول تفاضل رو به عقب

$x_1$	$f_1$			
		$\nabla f_r$		
$x_1 + h$	$f_r$		$\nabla^r f_r$	
		$\nabla f_r$		$\nabla^r f_r$
$x_1 + 2h$	$f_r$		$\nabla^r f_r$	
		$\nabla f_r$		$\nabla^r f_o$
$x_1 + 3h$	$f_r$		$\nabla^r f_o$	
		$\nabla f_o$		$\nabla^r f_e$
$x_1 + 4h$	$f_o$		$\nabla^r f_e$	
		$\nabla f_e$		
$x_1 + 5h$	$f_e$			

# روش کمترین مربعات یا رگرسیون

- برازش کردن تابعی بر مجموعه ای از داده ها که دارای خطا هستند.

## رگرسیون خطی

$$y = a_1x + a_0$$
$$S = \sum_i (y_i - \bar{y}_i)^2 = \sum_i [y_i - a_1x_i - a_0]^2$$
$$\min S = \min(\sum_i [y_i - a_1x_i - a_0]^2)$$

$$\frac{\partial S}{\partial a_0} = \sum_i 2(y_i - a_1 x_i - a_0)(-1) = 0$$

$$\rightarrow \sum y_i - a_1 \sum x_i - na_0 = 0$$

$$\begin{aligned}\frac{\partial S}{\partial a_0} &= \sum_i 2(y_i - a_1 x_i - a_0)(-x_i) = 0 \\ \rightarrow \sum x_i y_i + a_1 \sum x_i^2 + a_0 \sum x_i &= 0\end{aligned}$$

$$na_0 + \left(\sum x_i\right)a_1 = \sum y_i$$

$$\left(\sum x_i\right)a_0 + \left(\sum x_i^2\right)a_1 = \sum x_i y_i$$

$$a_0 = \frac{\sum y_i \sum x_i^2 - \sum x_i \sum x_i y_i}{n \sum x_i^2 - (\sum x_i)^2}$$

$$a_1 = \frac{n \sum x_i y_i - \sum x_i \sum y_i}{n \sum x_i^2 - (\sum x_i)^2}$$

$$a_0 = \frac{70 \times 227 - 35 \times 452}{7 \times 227 - (35)^2} = \frac{35}{364} = \frac{5}{52} = 0,096$$

$$a_1 = \frac{7 \times 452 - 35 \times 70}{7 \times 227 - (35)^2} = \frac{721}{364} = \frac{103}{52} = 1,98$$

$$y = 1,98x + 0,096$$

متغیر وابسته		متغیر مستقل	
$y$	$x$	$x^2$	$xy$
2	1	1	2
5	2	4	10
7	4	16	28
10	5	25	50
12	6	36	72
15	8	64	120
19	9	81	171
جمع‌ها	35	227	452



# رگرسیون نمایی

$$y = ae^{-bx}$$

با تبدیل زیر داریم

$$z = \ln y = \ln ae^{-bx} = \ln a + (-bx)$$

با مقایسه با معادله خطی

$$a_0 = \ln a$$

$$a_1 = -b$$

بنابراین

$$z = a_0 + a_1x$$

$$na_0 + \left(\sum x_i\right)a_1 = \sum \ln y_i$$

$$\left(\sum x_i\right)a_0 + \left(\sum x_i^2\right)a_1 = \sum x_i \ln y_i$$

$$a_0 = \frac{\sum \ln y_i \sum x_i^2 - \sum x_i \sum x_i \ln y_i}{n \sum x_i^2 - (\sum x_i)^2}$$

$$a_1 = \frac{n \sum x_i \ln y_i - \sum x_i \sum \ln y_i}{n \sum x_i^2 - (\sum x_i)^2}$$

بنابر این

$$a = e^{a_0}$$

$$b = -a_1$$

درون یابی

# درون یابی تک متغیره

- `interp1d(x, y, kind='method')`
- Specifies the kind of interpolation as a string or as an integer specifying the order of the spline interpolator to use. The string has to be one of 'linear', 'nearest', 'nearest-up', 'zero', 'slinear', 'quadratic', 'cubic', 'previous', or 'next'. 'zero', 'slinear', 'quadratic' and 'cubic' refer to a spline interpolation of zeroth, first, second or third order; 'previous' and 'next' simply return the previous or next value of the point; 'nearest-up' and 'nearest' differ when interpolating half-integers (e.g. 0.5, 1.5) in that 'nearest-up' rounds up and 'nearest' rounds down. Default is 'linear'.

```
from scipy.interpolate import interp1d  
import numpy as np
```

```
xs = np.array([0,1,2,3,4,5,6,7,8,9])  
ys = np.array([1,3,5,7,9,11,13,15,17,19])
```

```
interp_func = interp1d(xs, ys)
```

```
newarr = interp_func(np.arange(2.1, 3, 0.1))
```

```
print(newarr)
```

```
from scipy.interpolate import UnivariateSpline  
import numpy as np
```

```
xs = np.array([0,1,2,3,4,5,6,7,8,9])  
ys = np.array([1,2.84,5.90,10.14,16.24,25.04,36.72,50.65,65.98,82.41])
```

```
interp_func = UnivariateSpline(xs, ys)
```

```
newarr = interp_func(np.arange(2.1, 3, 0.1))
```

```
print(newarr)
```



```
from scipy.interpolate import Rbf
import numpy as np
xs = np.array([0,1,2,3,4,5,6,7,8,9])
ys= np.array([1,2.84,5.90,10.14,16.24,25.04,36.72,50.65,65.98,82.41])

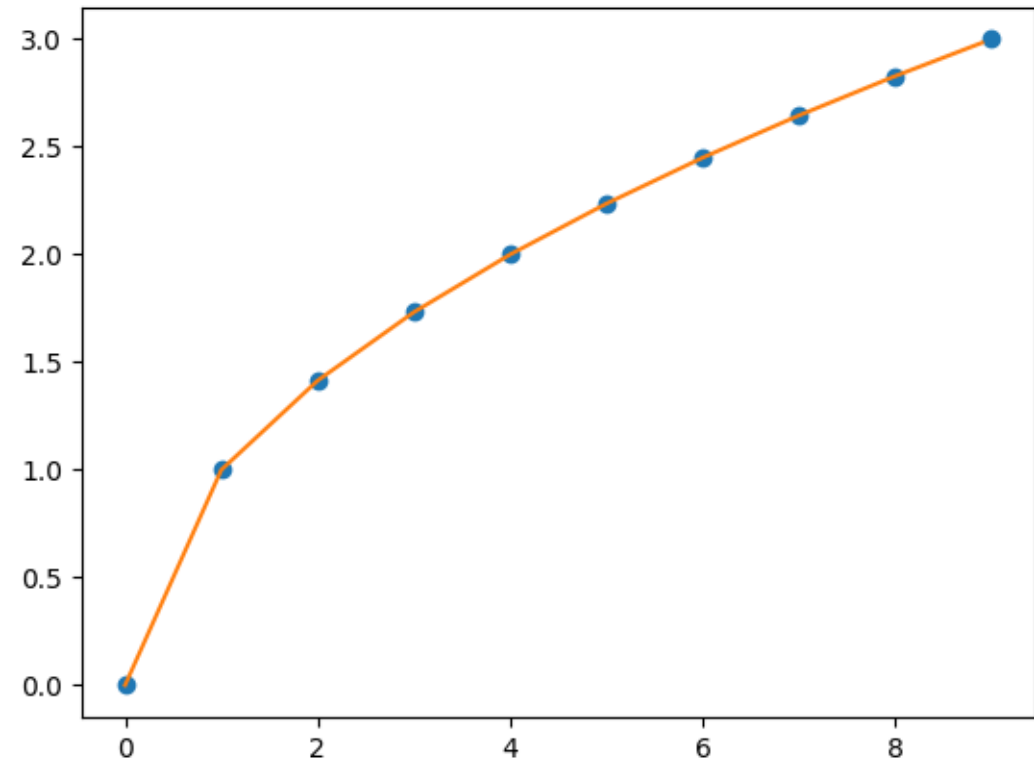
interp_func = Rbf(xs, ys)

newarr = interp_func(np.arange(2.1, 3, 0.1))

print(newarr)
```

```
import matplotlib.pyplot as plt
from scipy import interpolate
import numpy as np
x = np.array([0,1,2,3,4,5,6,7,8,9])
y = np.array([0,1,1.41,1.73,2,2.23,2.44,2
```

```
f = interpolate.interp1d(x, y)
xnew = np.arange(0, 9, 0.1)
ynew = f(xnew)
plt.plot(x, y, 'o', xnew, ynew, '-')
plt.show()
```



# فیت کردن تابع روی دیتا

`scipy.optimize.curve_fit(f, xdata, ydata)`

روش کمترین مربعات غیر خطی

popt: Optimal values for the parameters

pcov: The estimated covariance of popt

مثال

$$y = ae^{-bx} + c$$

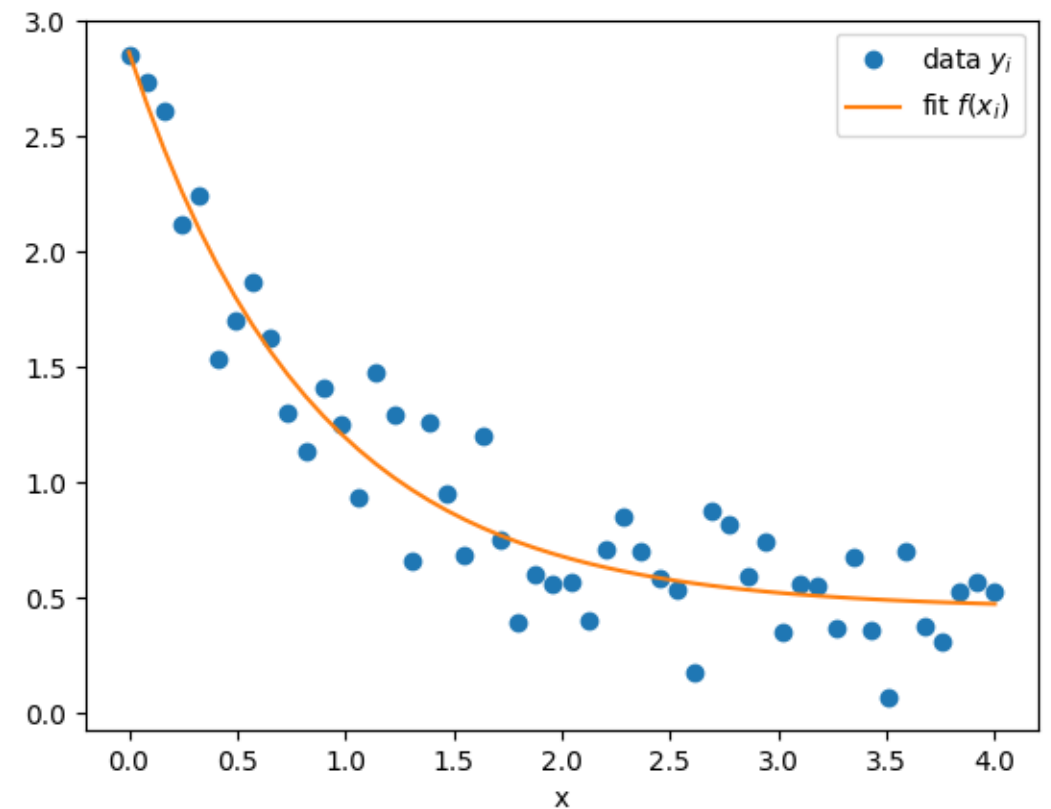
```

import numpy as np
from scipy.optimize import curve_fit
import matplotlib.pyplot as plt

def f(x, a, b, c):
    return a * np.exp(- b * x) + c
x = np.linspace(0, 4, 50)
y = f(x, a=2.5, b=1.3, c=0.5)
yi = y + 0.2 * np.random.normal(size=len(x))

popt, pcov = curve_fit(f, x, yi)
a, b, c = popt
print(a, b, c)
yfitted = f(x, popt[0], popt[1], popt[2]) # or f(x,*pop)
plt.plot(x, yi, 'o', label='data ')
plt.plot(x, yfitted, '-', label='fit ')
plt.xlabel('x')
plt.legend()
plt.show()

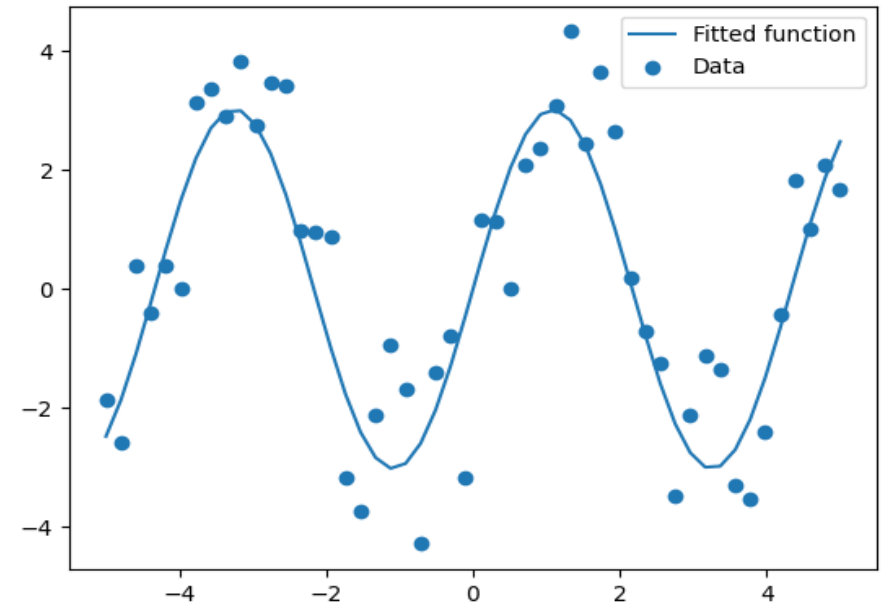
```



مثال

$$y=a \sin(bx)$$

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from scipy import optimize
x_data = np.linspace(-5, 5, num=50)
y_data = 2.9 * np.sin(1.5 * x_data) + np.random.normal(size=50)
def f(x, a, b):
    return a * np.sin(b * x)
params, params_covariance = optimize.curve_fit(f, x_data, y_data)
print(params)
plt.scatter(x_data, y_data, label='Data')
plt.plot(x_data, f(x_data, params[0], params[1]), label='Fitted function')
plt.legend()
plt.show()
```



# تمرین

• برازش هذلولی

کدی بنویسید که تابع زیر را بتوانید روی مجموعه ای از داده ها برازش کنید

$$y = \frac{1}{a + bx}$$

• برازش یک تابع مثلثاتی

کدی بنویسید که تابع زیر را بتوانید روی مجموعه ای از داده ها برازش کنید

$$y = A \sin(\omega x + \varphi)$$

• کدی بنویسید که خم زیر را بتوانید روی مجموعه ای از داده ها برازش کنید

$$y = ax^b + c$$