11 Algebraic Functions 代数函数

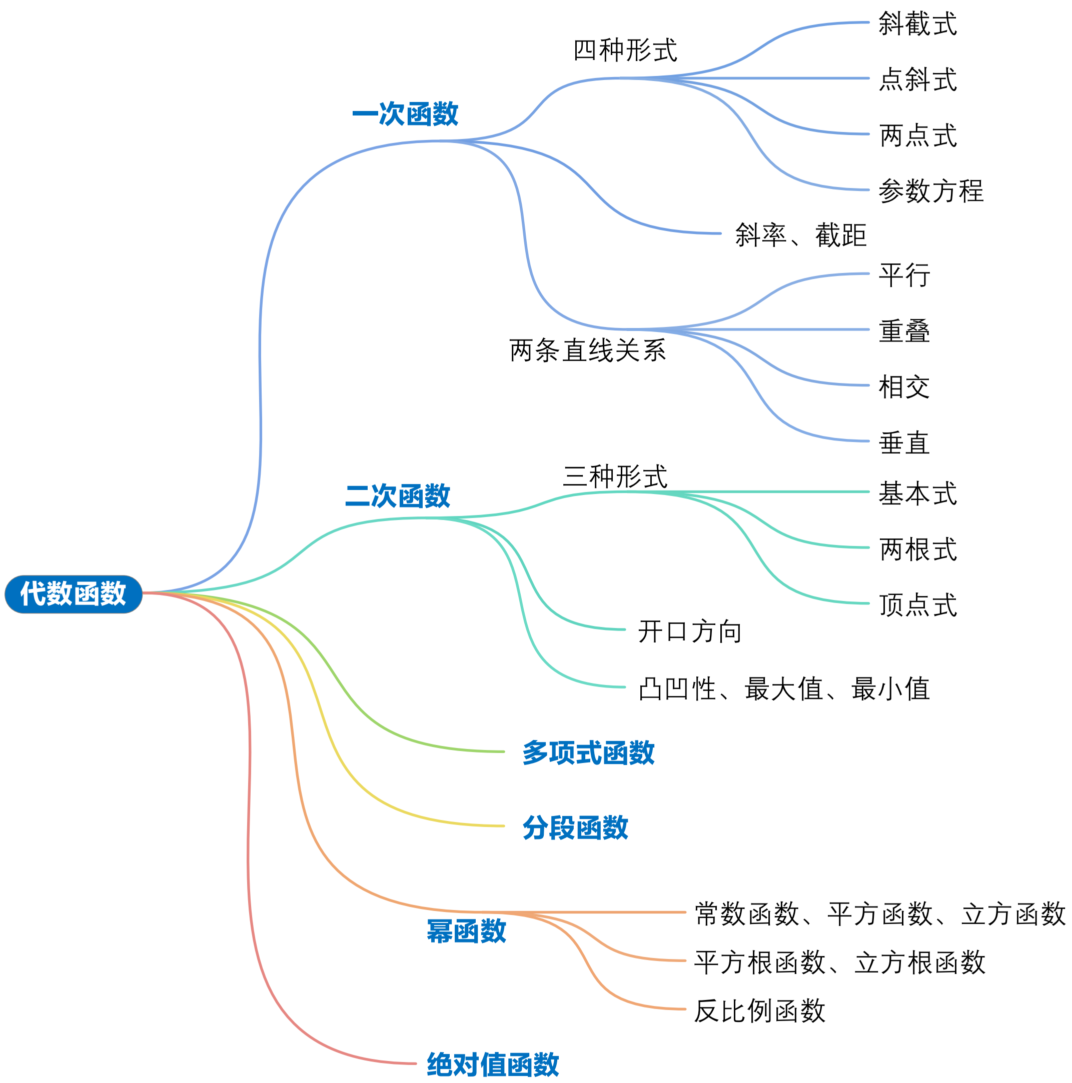
自变量有限次加、减、乘、除、有理指数幂和开方

数学不分种族、不分地域；对于数学来说，其文化世界自成一国。

Mathematics knows no races or geographical boundaries; for mathematics, the cultural world is one country.

—— 大卫·希尔伯特 (David Hilbert) | 德国数学家 | 1862 ~ 1943

- ◄ matplotlib.pyplot.axhline() 绘制水平线
- ◄ matplotlib.pyplot.axvline() 绘制竖直线
- ◄ matplotlib.pyplot.contour() 绘制平面等高线
- ◄ matplotlib.pyplot.contourf() 绘制平面填充等高线
- ◄ matplotlib.pyplot.grid() 绘制网格
- ◄ matplotlib.pyplot.plot() 绘制线图
- ◄ matplotlib.pyplot.show() 显示图片
- ◄ matplotlib.pyplot.xlabel() 设定 x 轴标题
- ◄ matplotlib.pyplot.ylabel() 设定 y 轴标题
- ◄ numpy.absolute() 计算绝对值
- ◄ numpy.array() 创建 array 数据类型
- ◄ numpy.cbrt(x) 计算立方根
- ◄ numpy.ceil() 计算向上取整
- ◄ numpy.floor() 计算向下取整
- ◄ numpy.linspace()产生连续均匀向量数值
- ◄ numpy.meshgrid() 创建网格化数据
- ◄ numpy.sqrt() 计算平方根


代数函数
一次函数
四种形式
斜截式
点斜式
两点式
参数方程
斜率、截距
两条直线关系
平行
重叠
相交
垂直
二次函数
三种形式
基本式
两根式
顶点式
开口方向
凸凹性、最大值、最小值
多项式函数
分段函数
幂函数
常数函数、平方函数、立方函数
平方根函数、立方根函数
反比例函数
绝对值函数

11.1 初等函数：数学模型的基础

大家在中学时代都接触过的初等函数是最朴实无华的数学模型，它们是复杂数学模型的基础。本节以二次函数为例介绍如何利用初等函数进行数学建模。

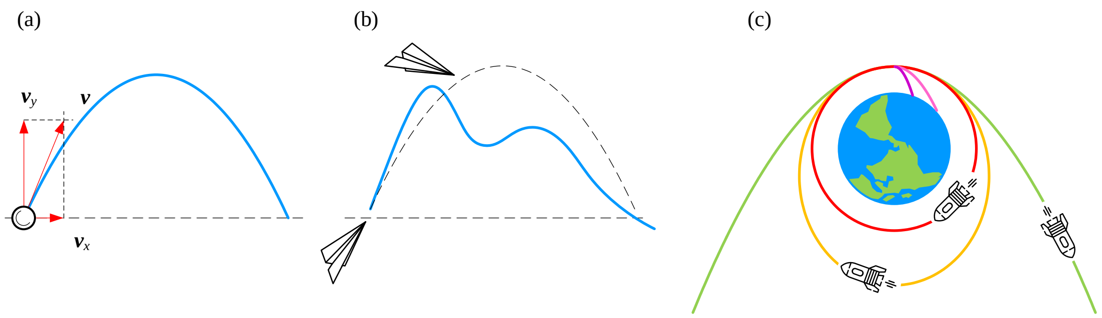


图 1. 抛物线

如图 1 (a) 所示，斜向上方抛起一个小球，忽略空气阻力影响，小球在空中划出的一道曲线就可以用抛物线描述。不同时刻小球在空中的位置，以及最终的落点，都可以通过计算得到。

同样的仰角，斜向上抛出一个纸飞机，纸飞机在空中的飞行轨迹就不得不考虑纸飞机外形、空气气流这些因素；如图 1 (b) 所示，抛物线已经不足以描述纸飞机的轨迹。

类似的，很多应用场景都需要对抛物线模型进行修正。比如，击打网球时，施加旋转可以改变网球飞行轨迹；射击时，枪管膛线让子弹旋转飞行，这必然会让其行进轨迹发生变化；发射炮弹时，空气阻力与炮弹外型和飞行速度有密切关系，这显然会影响炮弹飞行轨迹和落点。

认为抛射物体轨迹为抛物线至少基于几个假设前提。比如，忽略空气阻力的影响；再比如，假设大地平坦；同时假设物体受到的地球引力垂直大地，如图 2 (a)。

准确地来说，抛射体受到的重力实际上是指向地心，如图 2 (b)。也就是说物体在空中飞行时，加速度朝着地球中心，它的轨迹实际上是椭圆的一部分。

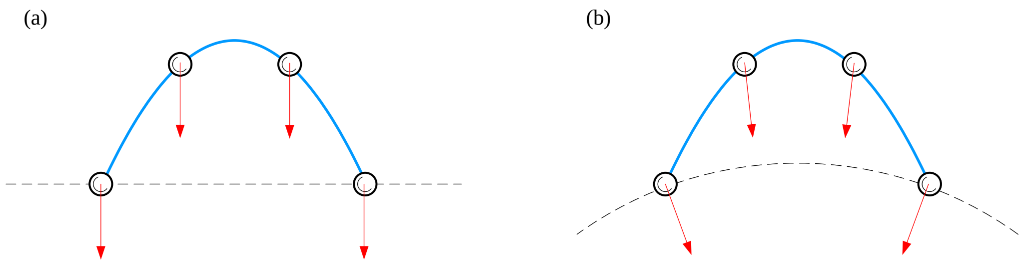


图 2. 引力方向

再进一步，远程炮弹飞行就需要考虑地心引力变化、地球自转；深空探测时，飞行器轨迹还需要考虑不同星体之间的引力作用，甚至来自太阳的光压等等因素。

假设前提是每个数学模型应用基础；数学模型毕竟是对现实世界各种现象的高度抽象概括，必须忽略一些次要因素，才能把握主要矛盾。

算力有限时，对抛射一个实心小球建模时，显然不会考虑小球的气动因素，更不会考虑引力场因素。但是，模拟不同击打技巧对网球飞行轨迹的影响，就不得不考虑网球旋转和空气流动这些因素。

模拟洲际导弹弹道时，气动布局、空气流体、地球自转、引力场等因素就不再是次要因素，必须考虑这些因素才能准确判断炮弹飞行轨迹以及落点。

人类在抛物线、空气动力学方面的进步，很大程度上来自于对弹道的研究。不得不承认，科学技术的确是把双刃剑，战争有些时候是人类自然科学知识进步的加速器。

11.2 一次函数：一条斜线

四种形式

一次函数 (linear function) 有几种不同的形式构造：

- **斜截式** (slope-intercept form)，如图 3 (a) 所示；
- **点斜式** (point-slope form)，如图 3 (b) 所示；
- **两点式** (two-point form)，如图 3 (c) 所示；
- **参数方程** (parametric equation)，如图 3 (d) 所示。

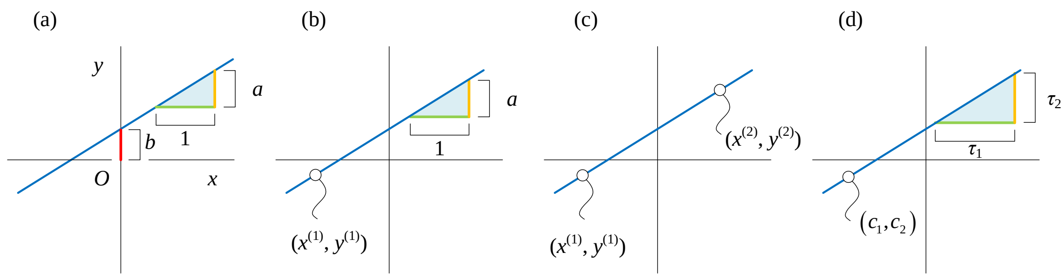


图 3. 一次函数的几种构造方法

斜截式

斜截式一次函数形式如下：

$$y = f(x) = ax + b \tag{1}$$

斜截式需要两个参数——斜率 (a) 和 y 轴截距 (b)。

注意，对于一次函数，斜率 (a) 不能为 0；当 $a = 0$ 时，(1) 为**常数函数** (constant function)。也就是说，**零斜率** (zero slope) 对应常数函数，即**水平线** (horizontal line)。**无定义斜率** (undefined slope) 代表一条**竖直线** (vertical line)，此时图像虽然是一条直线，垂直于横轴，但它并不是函数。

对于 (1)，当 $b = 0$ 时，函数为**比例函数** (proportional function)，而 a 也叫做**比例常数** (constant ratio 或 proportionality constant)。

一次函数有两种斜率：**正斜率** (positive slope) 和**负斜率** (negative slope)。图 4 (a) 所示一次函数斜率大于 0，单调递增；图 4 (b) 所示斜率小于 0，一次函数单调递减。

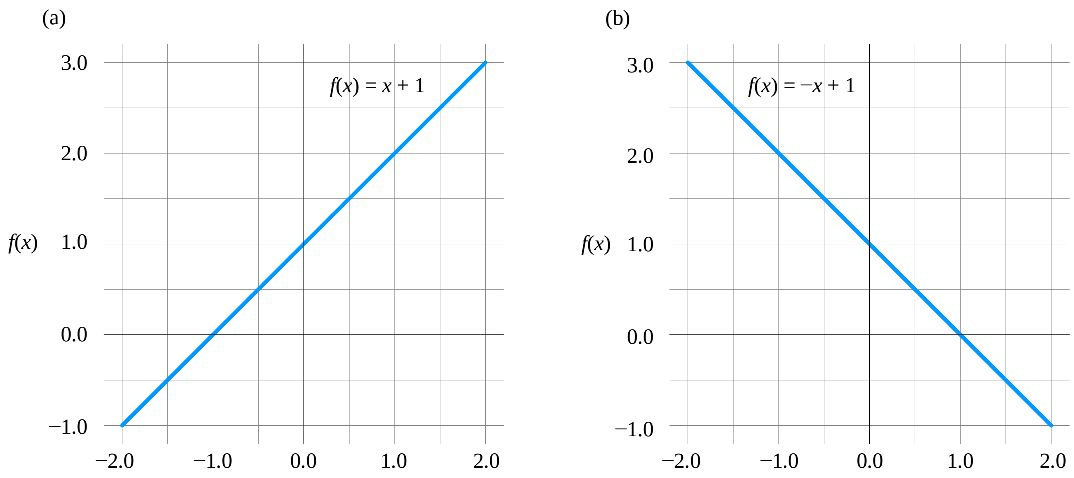


图 4. 一次函数

简单函数通过叠加和复合可以得到更复杂的函数，这是分析理解函数的重要视角。如图 5 所示，$f(x) = x + 1$ 可以看成是比例函数 $f_1(x) = x$ 和常数函数 $f_2(x) = 1$ 叠加得到；$f(x) = -x + 1$ 可以看成是比例函数 $f_1(x) = -x$ 和常数函数 $f_2(x) = 1$ 叠加得到。

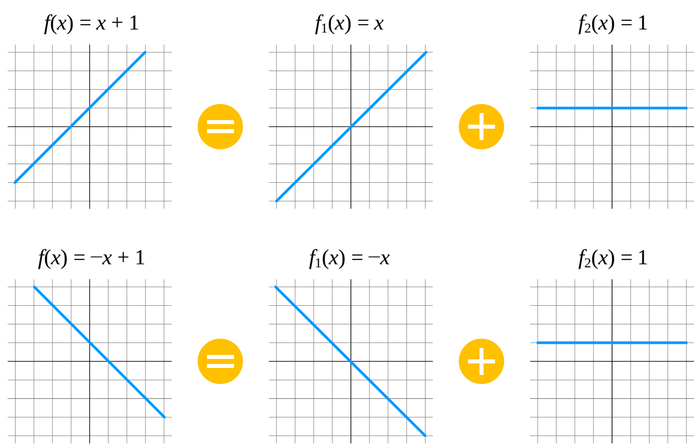


图 5. 函数叠加

图 6 所示为一次函数随斜率变化。

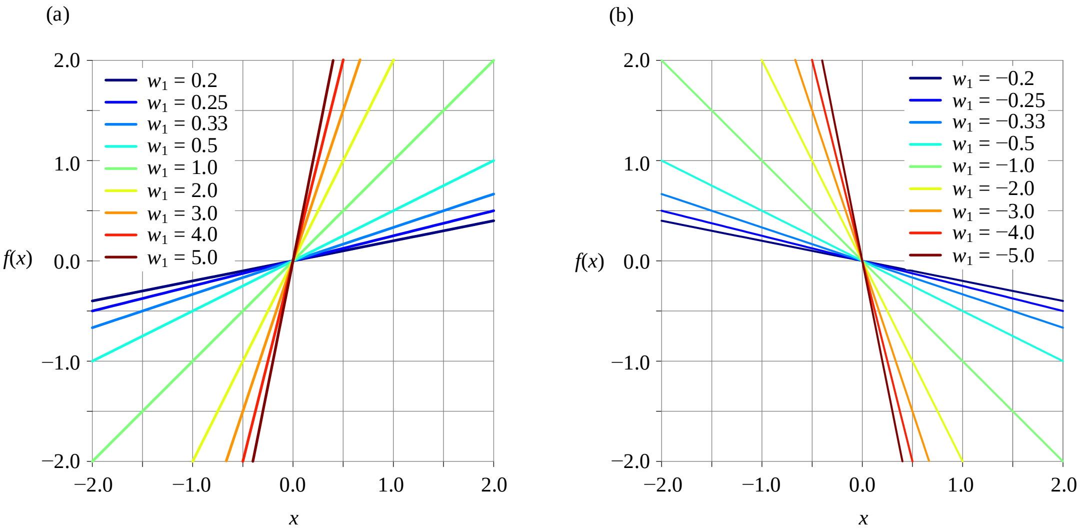


图 6. 一次函数 $y = w_1x$ 随斜率变化

图 7 所示为一次函数随截距变化情况；调整一次函数截距大小，相当于图像上下平移。

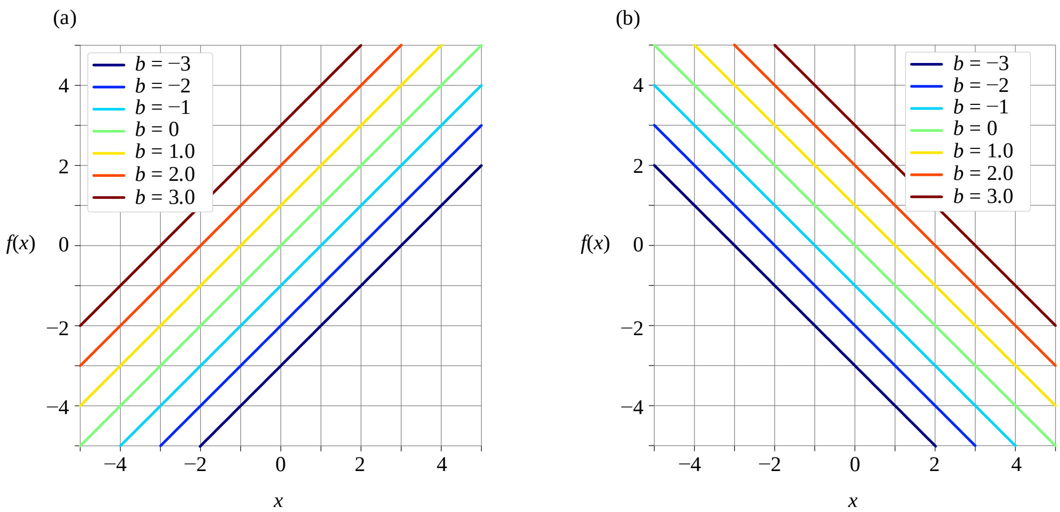


图 7. 一次函数随截距变化

如果两条直线斜率相同，它们相互**平行** (parallelize)，如图 8 (a)，或**重合** (coincide)，如图 8 (b)。图 8 (c) 所示为两条直线**相交** (intersect)，有唯一交点。

如果两个一次函数的斜率乘积为−1，则两者**垂直** (perpendicular)，如图 8 (d)。

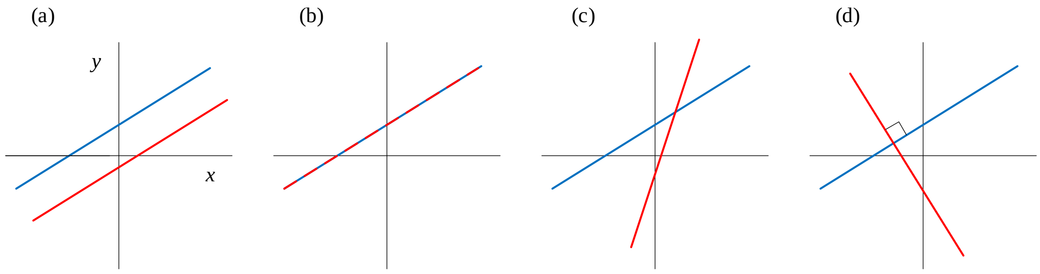


图 8. 两条之间的关系

点斜式

一次函数的第二种是点斜式:

$$y-y^{(1)}=f(x)-y^{(1)}=a\left(x-x^{(1)}\right) \tag{2}$$

也就是说，给定斜率 a 和直线上的一个点 $(x^{(1)}, y^{(1)})$，便可以确定平面上一条直线。

两点式

第三种形式是两点式，即两点确定一条直线。如下一次函数通过 $(x^{(1)}, y^{(1)})$ 和 $(x^{(2)}, y^{(2)})$ 两点:

$$y-y^{(1)}=\underbrace{\frac{y^{(2)}-y^{(1)}}{x^{(2)}-x^{(1)}}}_{\text{Slope}}\left(x-x^{(1)}\right) \tag{3}$$

其中，$x^{(1)} \neq x^{(2)}$。

两点式可以写成:

$$\left(y-y^{(1)}\right)\left(x^{(2)}-x^{(1)}\right)=\left(y^{(2)}-y^{(1)}\right)\left(x-x^{(1)}\right) \tag{4}$$

一次函数虽然看着简单，大家千万不要小瞧；数据科学和机器学习中很多算法都离不开一次函数，比如简单线性回归 (Simple Linear Regression)。简单线性回归也叫一元线性回归模型，是指模型中只含有一个自变量和一个因变量。

人们常用有限的样本数据去探寻变量之间的规律，并以此作为分析或预测的工具。如图 9 所示，从给定的样本数据来看 x 和 y 似乎存在某种线性关系；通过一些算法，我们可以找到图 9 中那条红色斜线，它就是简单线性回归模型。而简单线性回归采用的解析式便是一元函数的斜截式。

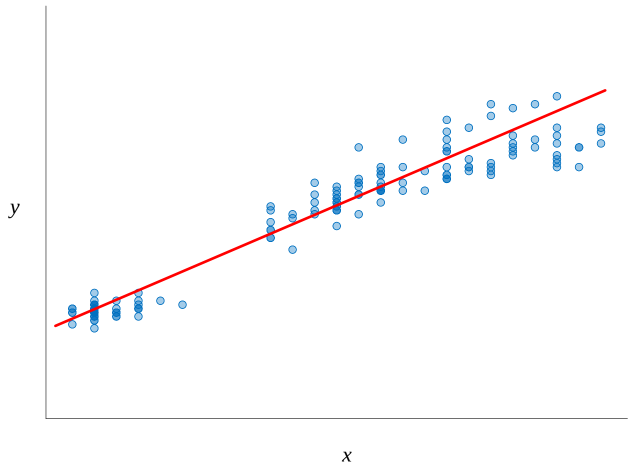


图 9. 简单线性回归

以下代码绘制图 6、图 7。本书中，一元函数自变量 x 取值一般是等差数列。

numpy.linspace(start,end,num) 可以用来生成等差数列，数列 start 和 end 之间 (注意，包括 start 和 end 两个端点数值)，数列的元素个数为 num 个；得到的结果数据类型为 array。

```
# Bk3_Ch11_01

import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

w_array = np.array([1/5,1/4,1/3,1/2,1,2,3,4,5])
x_array = np.linspace(-2,2,100)

ww, xx = np.meshgrid(w_array,x_array)

b = 0 # y intercept
ff = ww*xx + b

fig, ax = plt.subplots()

colors = plt.cm.jet(np.linspace(0,1,len(w_array)))

for i in np.linspace(1,len(w_array),len(w_array)):
    plt.plot(x_array,ff[:,int(i)-1],
             color = colors[int(i)-1],
             label = '$w_1 = {lll:.2f}$'.format(lll = w_array[int(i)-1]))

plt.xlabel('x')
plt.ylabel('f(x)')
plt.legend()
plt.xticks(np.arange(-2, 2.5, step=0.5))
plt.yticks(np.arange(-2, 2.5,  step=0.5))
plt.axis('scaled')
ax.set_xlim(-2,2)
ax.set_ylim(-2,2)
```

```
ax.spines['top'].set_visible(False)
ax.spines['right'].set_visible(False)
ax.spines['bottom'].set_visible(False)
ax.spines['left'].set_visible(False)
ax.grid(linestyle='--', linewidth=0.25, color=[0.5,0.5,0.5])
```

11.3 二次函数：一条抛物线

二次函数 (quadratic function) 是**二次多项式函数** (second order polynomial function 或 second degree polynomial function)。

二次函数图象是**抛物线** (parabola)，可以**开口向上** (open upward) 或**开口向下** (open downward)，**对称轴平行于纵轴** (the axis of symmetry is parallel to the y-axis)。

三种形式

二次函数解析式有三种形式：

- **基本式** (standard form)，如图 10 (a)；
- **两根式** (factored form)，如图 10 (b)；
- **顶点式** (vertex form)，如图 10 (c)。

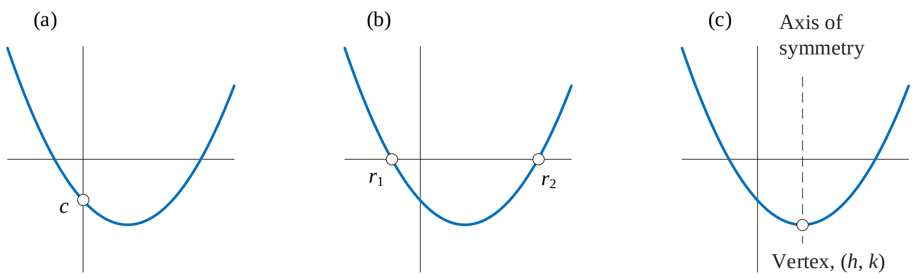


图 10. 二次函数的几种构造方法

基本式

二次函数的基本式如下：

$$f(x) = ax^2 + bx + c, \quad a \neq 0 \tag{5}$$

其中，a 被称作**二次项系数** (quadratic coefficient)，注意 a 不为零；b 被称作**一次项系数** (linear coefficient)；c 被称作**常数项** (constant term)，也是 y 轴截距 (y-intercept)。

图 11 (a) 所示二次函数开口向上，**顶点** (vertex) 位于 y 轴，对称轴为 y 轴。图 11 (b) 所示二次函数开口向下。

图 11 (a) 二次函数为凸，顶点位置对应函数**最小值** (minimum)。图 11 (b) 二次函数为凹，顶点位置对应函数**最大值** (maximum)。

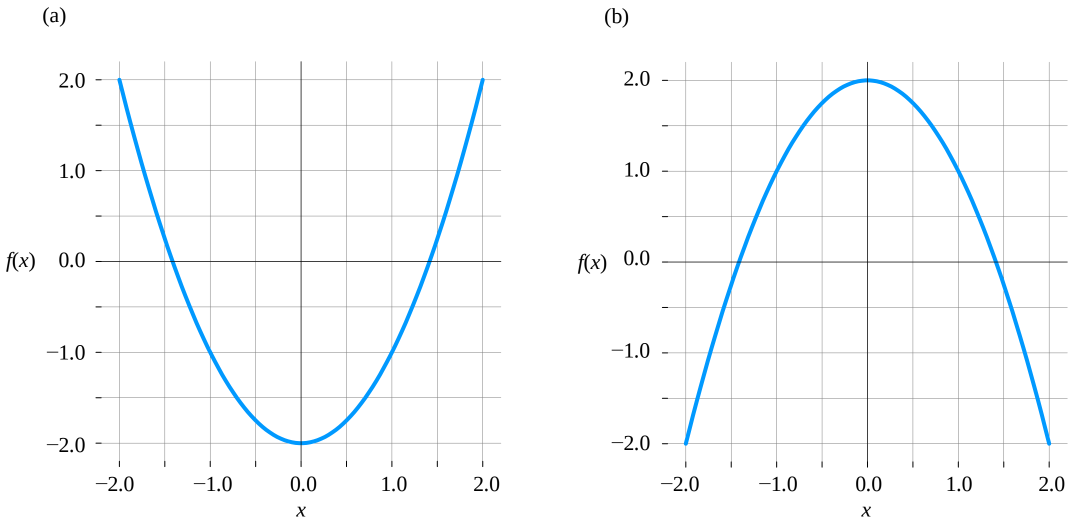


图 11. 不同开口方向二次函数

大家应该听过极大值 (maxima 或 local maxima 或 relative maxima)、极小值 (minima 或 local minima 或 relative minima)、最大值 (maximum 或 global maximum 或 absolute maximum)、最小值 (minimum 或 global minimum 或 absolute minimum) 等概念。

这里，我们用白话比较一下这几个概念，让大家有一个直观印象。

极大值和极小值统称极值 (extrema 或 local extrema)，最大值和最小值统称最值 (global extrema)。极值是就局部而言，而最值是整体来看。极值是局部的最大或最小值，而最值是整体的最大或最小值。

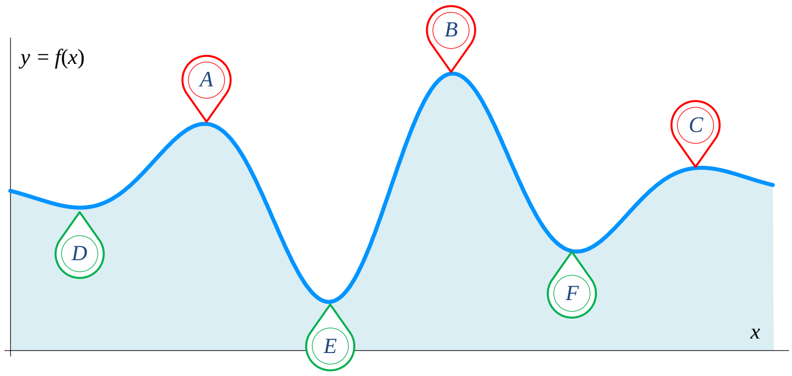


图 12. 极值和最值

> 把图 12 函数图像看成一座山峰，A、B、C、D、E、F 都是极值，山峰和山谷的总和。其中，A、B、C 为极大值，即山峰；D、E、F 为极小值，即山谷。
>
> 显然，B 是最高的山峰，也就是最大值，也叫全局最大值。而 E 是最低的山谷，也就是最小值，也叫全局最小值。
>
> 回过头来再看图 11，图 11 (a) 中开口朝上抛物线的顶点对应最低的山谷，即全局最小值；图 11 (b) 中开口朝下抛物线的顶点为最高的山峰，即全局最大值。

图 13 所示为二次函数图像开口大小随系数 a 变化；a 的绝对值越大，开口越小。

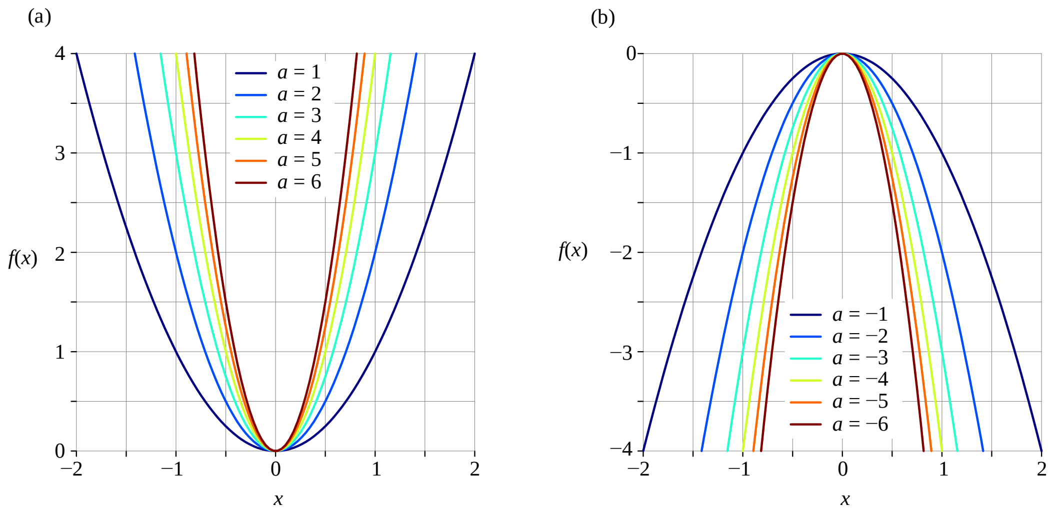


图 13. 二次函数随 a 变化

两根式

如果 $f(x) = 0$ 存在两个实数根的话，二次函数可以写成两根式：

$$f(x) = a(x - r_1)(x - r_2), \quad a \neq 0 \tag{6}$$

其中，r_1 和 r_2 为二次方程的根。

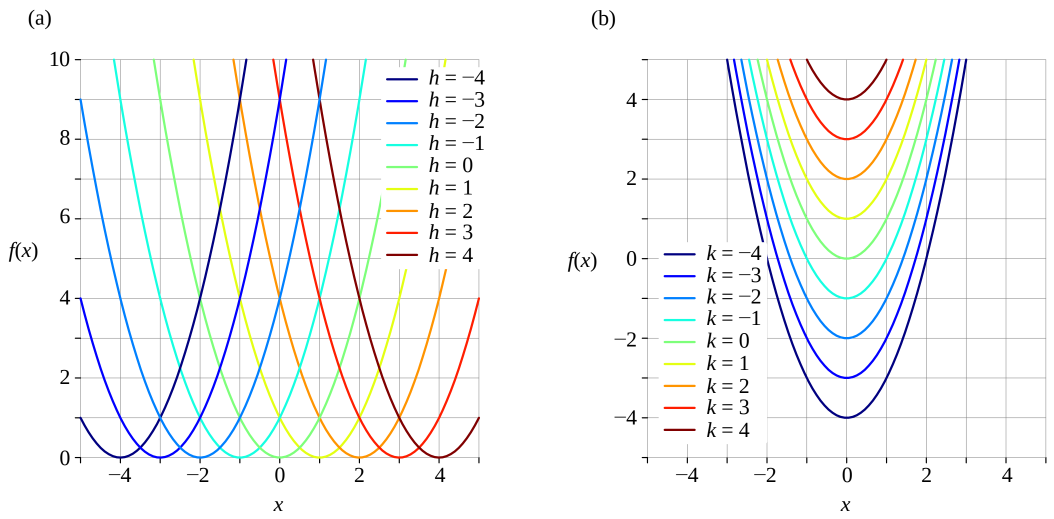


图 14. 二次函数随 h 和 c 变化

顶点式

二次函数另外一个常见的形式是顶点式，具体形式如下：

$$f(x) = a(x-h)^2 + k, \quad a \neq 0 \tag{7}$$

其中，h 和 k 分别为顶点的横纵坐标值。

图 14 (a) 所示为函数图像和 h 的关系，h 影响函数在水平方向位置；图 14 (b) 所示为函数图像和 k 的关系，k 影响函数在竖直方向位置。

前文提到，二次函数顶点可以是函数的最大值或最小值；该顶点也是函数**单调性** (monotonicity) 的拐点 (turning point)，二次函数**单调区间** (intervals of monotonicity) 分别为 $(-\infty, h)$ 和 $(h, +\infty)$。

以下代码绘制图 13 和图 14。

```
# Bk3_Ch11_02

import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

a_array = np.linspace(1,6,6)
x_array = np.linspace(-2,2,100)

aa, xx = np.meshgrid(a_array,x_array)
ww = aa*xx**2

fig, ax = plt.subplots()

colors = plt.cm.jet(np.linspace(0,1,6))
```

```
for i in np.linspace(1,6,6):
    plt.plot(x_array,ww[:,int(i)-1],
             color = colors[int(i)-1],
             label = '$a = {lll:.0f}$'.format(lll = a_array[int(i)-1]))

plt.xlabel('x'); plt.ylabel('f(x)')
plt.legend()
plt.xticks(np.arange(-2, 2.5, step=0.5)); plt.yticks(np.arange(0, 4.5,  step=0.5))
plt.axis('scaled')
ax.set_xlim(-2,2); ax.set_ylim(0,4)
ax.spines['top'].set_visible(False)
ax.spines['right'].set_visible(False)
ax.spines['bottom'].set_visible(False)
ax.spines['left'].set_visible(False)
ax.grid(linestyle='--', linewidth=0.25, color=[0.5,0.5,0.5])
```

11.4 多项式函数：从叠加角度来看

多项式函数 (polynomial function) 相当于一次和二次函数的推广，具体形式如下：

$$y = f(x) = a_K x^K + a_{K-1} x^{K-1} + \dots + a_2 x^2 + a_1 x + a_0 = \sum_{i=0}^{K} a_i x^i \tag{8}$$

其中，最高次项系数 a_K 不为 0，K 为最高次项次数。

图 15 几幅分图分别展示常数函数、一次到五次函数图像；可以这样理解，任何五次多项式函数都是图 15 所示的图像分别乘以相应系数叠加而成。

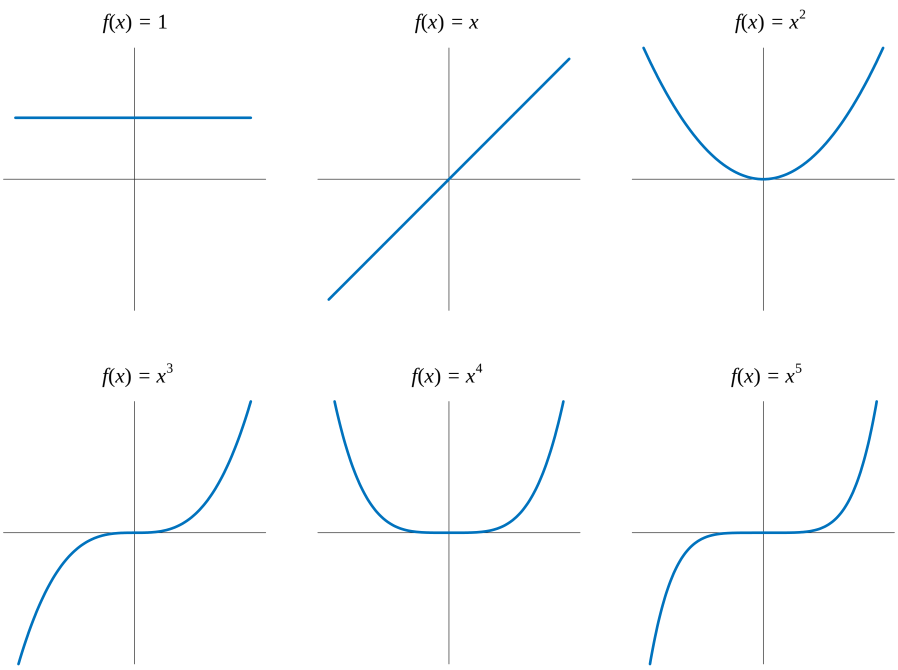


图 15. 常数函数到五次函数

三次函数 (cubic function, polynomial function of degree 3) 的形式为：

$$y = f(x) = a_3 x^3 + a_2 x^2 + a_1 x + a_0 \tag{9}$$

举两个三次函数的例子：

$$\begin{aligned} y &= f(x) = x^3 - x \\ y &= f(x) = -x^3 + x \end{aligned} \tag{10}$$

这两个三次函数可以看做是 x^3 和 x 经过加减运算组合而成，如图 17 所示。

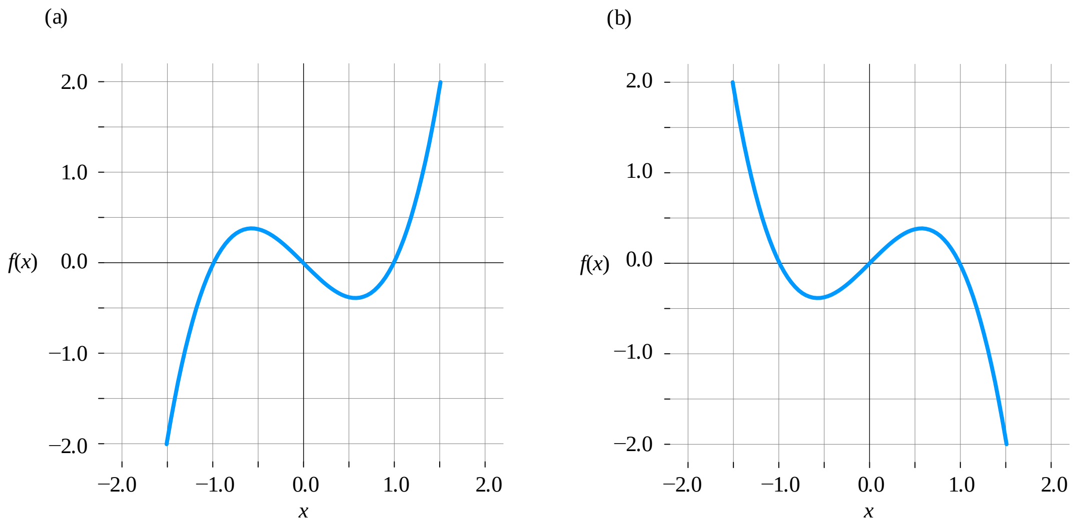


图 16. 两个三次函数

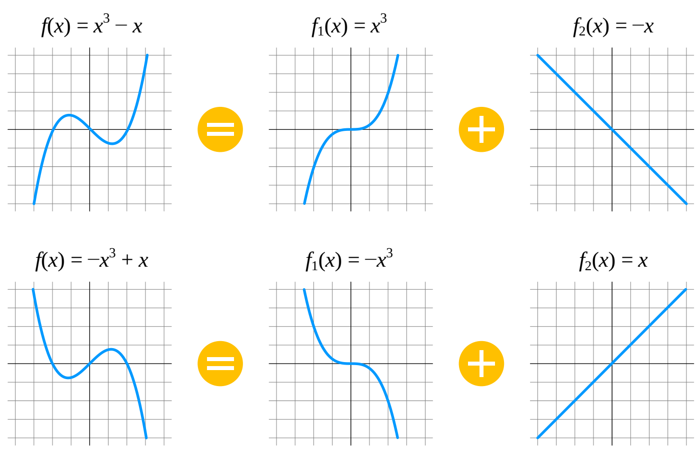


图 17. 函数叠加得到三次函数

前面讲过一次函数可以用在一元线性回归；线性回归虽然简单好用，但是并非万能；图 18 给出的数据具有明显的“非线性”特征，不适合用线性回归来描述。

多项式回归可以胜任很多非线性回归应用场合，多项式回归采用的数学模型就是多项式函数。

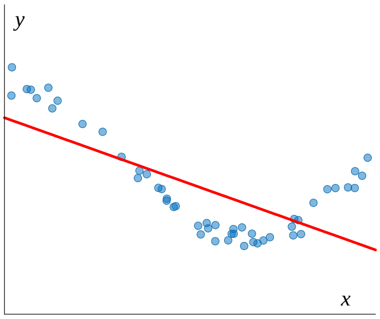


图 18. 线性回归失效的例子

图 19 (a)、(b)、(c) 比较三条拟合曲线，它们分别采用二次到四次一元多项式回归模型拟合样本数据。多项式回归的最大优点就是可以通过增加自变量次数，达到对数据更好的拟合；但是，对于多项式回归，自变量次数越高，越容易产生过度拟合 (overfitting) 问题，如图 19 (d)。

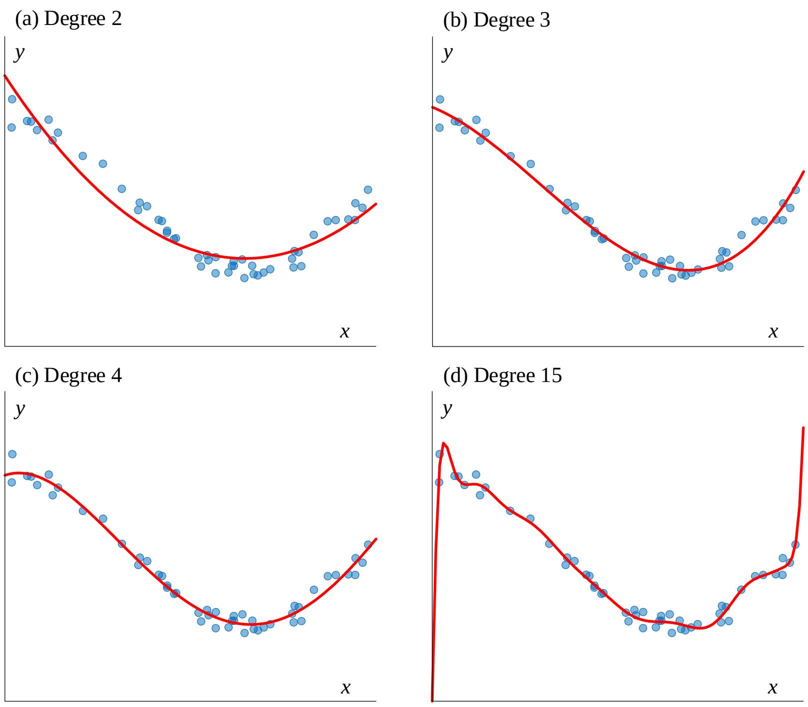


图 19. 逐渐增加多项式回归次数

> 使用过于复杂的模型是导致过拟合的重要原因之一；模型过度捕捉训练数据中的细节信息，甚至是噪音。但是，使用该模型分析预测新样本数据时，往往结果较差。本系列丛书会在《数学科学》一册专门讲解多项式回归。

以下代码绘制图 4、图 11 和图 16。

```python
# Bk3_Ch11_03

import math
import numpy as np
from matplotlib import pyplot as plt

x = np.linspace(-2,2,100);

def plot_curve(x, y):

    fig, ax = plt.subplots()

    plt.xlabel("$\it{x}$")
    plt.ylabel("$\it{f}(\it{x})$")
    plt.plot(x, y, linewidth = 1.5)
    plt.axhline(y=0, color='k', linewidth = 1.5)
    plt.axvline(x=0, color='k', linewidth = 1.5)
    ax.grid(linestyle='--', linewidth=0.25, color=[0.5,0.5,0.5])
    plt.axis('equal')
    plt.xticks(np.arange(-2, 2.5, step=0.5))
    plt.yticks(np.arange(y.min(), y.max() + 0.5, step=0.5))
    ax.set_xlim(x.min(),x.max())
    ax.set_ylim(y.min(),y.max())
    ax.spines['top'].set_visible(False)
    ax.spines['right'].set_visible(False)
    ax.spines['bottom'].set_visible(False)
    ax.spines['left'].set_visible(False)
    plt.axis('square')

#%% plot linear, quadratic, and cubic functions

plt.close('all')

# linear function
y = x + 1;
plot_curve(x, y)

# linear function
y = -x + 1;
plot_curve(x, y)

# quadratic function, parabola opens upwards
# y = np.power(x,2) - 2;
y = x**2 - 2;
plot_curve(x, y)

# quadratic function, parabola opens downwards
# y = -np.power(x,2) + 2;
y = -x**2 + 2;
plot_curve(x, y)

# cubic function
# y = np.power(x,3) - x;
y = x**3 - x;
plot_curve(x, y)
```

```
# cubic function
# y = -np.power(x,3) + x;
y = -x**3 + x;
plot_curve(x, y)
```

11.5 幂函数：底数为自变量

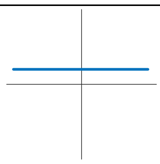
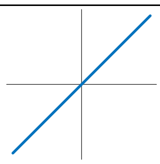
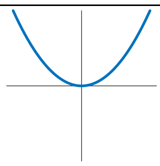
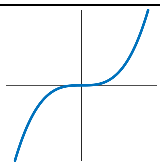
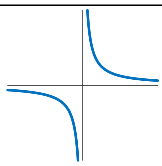
幂函数 (power function) 是形如下式的函数：

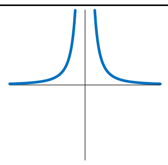
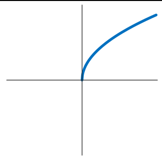
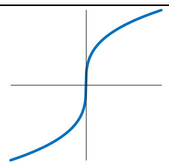
$$f(x) = k \cdot x^{p} \tag{11}$$

其中，自变量 x 为底数 (base)，p 为指数 (exponent 或 power)。白话说，幂就是一个数和它自己相乘的积；比如，$xx = x^2$ 是二次幂，$xxx = x^3$ 是三次幂，$xxx = x^4$ 是四次幂。

表 2 总结常用的幂函数，注意不同函数的自变量取值范围。

表 1. 几个常用幂函数

幂函数	例子	图像
常数函数 (constant function)	$f(x) = 1 = x^0$	
恒等函数 (identity function)	$f(x) = x = x^1$	
平方函数 (square function)	$f(x) = x^2$	
立方函数 (cubic function)	$f(x) = x^3$	
反比例函数 (reciprocal function)	$f(x) = \frac{1}{x} = x^{-1}$ $x \neq 0$	

反比例平方函数 (reciprocal squared function)	$f(x)=\frac{1}{x^2}=x^{-2}$ $x\neq 0$	
平方根函数 (square root function)	$f(x)=\sqrt{x}=x^{\frac{1}{2}}$ $x\geq 0$	
立方根函数 (cubic root function)	$f(x)=\sqrt[3]{x}=x^{\frac{1}{3}}$	

平方根函数

图 20 (a) 所示红色曲线为**平方根函数** (square root function)，对应函数式为：

$$y=f(x)=\sqrt{x}=x^{\frac{1}{2}} \tag{12}$$

注意上式函数定义域 $x\geq 0$，即非负实数；函数值域也是非负实数。`numpy.sqrt(x)` 可以用来计算平方根，也可以用 `x**(1/2)` 来计算。

立方根函数

图 20 (b) 所示红色曲线为**立方根函数** (cubic root function)，对应函数式为：

$$y=f(x)=\sqrt[3]{x}=x^{\frac{1}{3}} \tag{13}$$

`numpy.cbrt(x)` 可以用来计算立方根。注意，`x**(1/3)` 不可以计算负数立立方根。

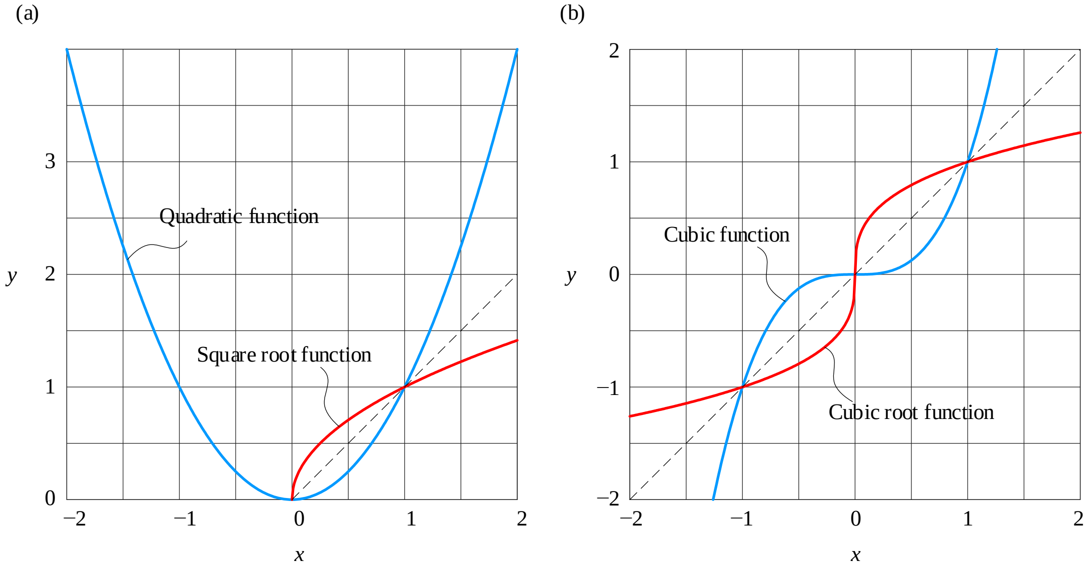


图 20. 平方根和立方根函数

奇偶性

如图 21 (a) 所示，当 p 为偶数时，幂函数为偶函数，图像关于 y 轴对称；p 值越大，x 绝对值增大时，函数值越快速接近正无穷。

如图 21 (b) 所示，当 p 为奇数时，幂函数为奇函数，图像关于原点对称；p 值越大，x 绝对值增大时，函数值越快速接近正无穷或负无穷。

此外，图 21 两幅图中所有函数可以写作 $f(x) = x^p$，所有曲线都经过 $(1, 1)$。

请大家修改前文代码自行绘制图 21。

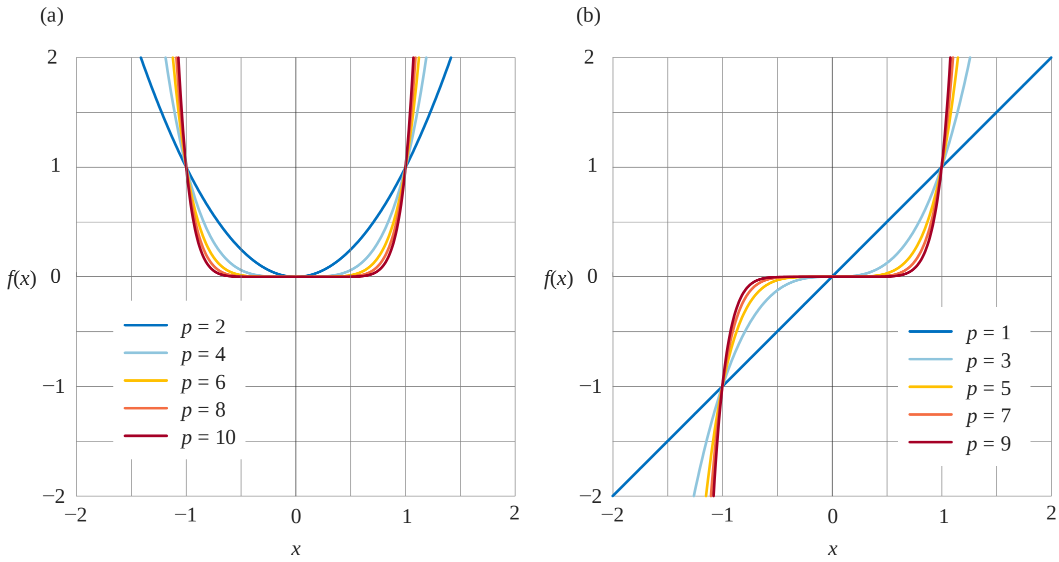


图 21. 幂函数 p 分别为偶数和奇数时，图像特征

表 2. 用英文读乘幂

英文表达	中文表达
x^n	x to the n x to the n-th x to the n-th power the n-th power of b x raised to the n-th power x raised to the power of n x raised by the exponent of n
a^2	a squared the square of a a raised to the second power a to the second
a^3	a cubed the cube of a a to the third
2^5	the fifth power of 2 2 raised to the fifth power 2 to the power of 5 2 to the fifth power 2 to the fifth 2 to the five
$y = 2^x$	y equals 2 to the power of x
$\sqrt{2} = 2^{\frac{1}{2}}$	square root of two
$\sqrt[3]{2} = 2^{\frac{1}{3}}$	cube root of two cubic root of two
$\sqrt[2]{64} = 8$	The square root of sixty four is eight.
$\sqrt[3]{64} = 4$	The cube root of sixty four is four.
$\sqrt[6]{64} = 2$	The sixth root of sixty four is two.
$\sqrt[c]{a^b}$	c-th root of a raised to the b power

反比例函数

反比例函数 (inversely proportional function) 的一般式：

$$y = f(x) = \frac{k}{x} \tag{14}$$

如图 22 所示，和 $y = f(x) = 1/x$ 相比，$|k| > 1$ 时，双曲线朝远离原点方向拉伸；$|k| < 1$ 将双曲线向靠近原点方向压缩。

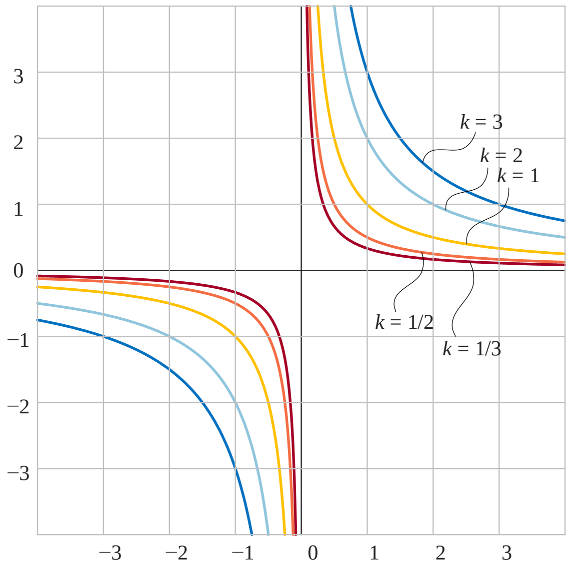


图 22. k 取不同值时反比例函数图像 $f(x) = k/x$

表 3. 用英文读比例函数

数学表达	英文表达
$y = \frac{k}{x}$	x is inversely proportional to y
$h = \frac{k}{t^2}$	h is inversely proportional to the square of t h varies inversely with the square of t

如图 22 所示反比例函数有两条**渐近线** (asymptote)，**水平渐近线** (horizontal asymptote) $y = 0$ 和**竖直渐近线** (vertical asymptote) $x = 0$.

所谓渐近线是指与曲线极限相关的一条直线，当曲线上某动点沿该曲线的一个分支移向无穷远时，动点到该渐近线的垂直距离趋于零。图 22 中，当 x 从右侧接近竖直渐近线，函数值无约束地接近**正无穷** (positive infinity)；相反，当 x 从左侧接近竖直渐近线，函数值无约束地接近**负无穷** (negative infinity)。

反比例函数实际上是旋转双曲线。

有理函数

反比例函数移动之后可以得到最简单的**有理函数** (rational function)，解析式如下：

$$f(x) = \frac{k}{x-h} + a \tag{15}$$

其中，$x \neq h$。

h 左右移动竖直渐近线，a 上下移动水平渐近线，比如下例：

$$f(x) = \frac{1}{x-1} + 1 \tag{16}$$

其中，$x \neq 1$。

如图 23 所示，$y = 1$ 为 (16) 对应反比例函数的水平渐近线；$x = 1$ 为竖直渐近线。

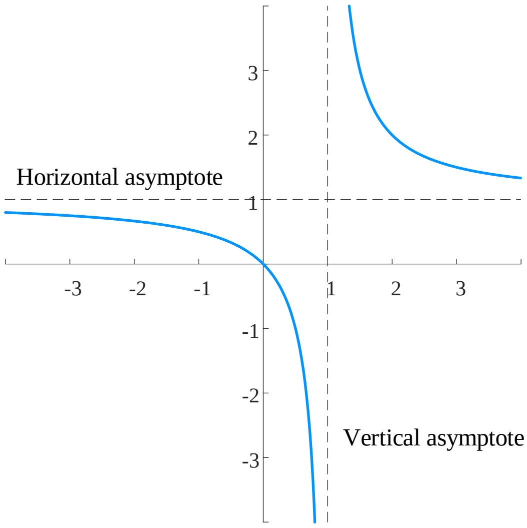


图 23. 反比例函数两条渐近线

11.6 分段函数：不连续函数

分段函数 (piecewise function) 是一类不连续函数；分段函数是自变量 x 的不同的取值范围有不同的解析式的函数。注意，分段函数不能算做代数函数。

图 24 对应下例分段函数：

$$f(x) = \begin{cases} 4 & x < -2 \\ -1 & -2 \le x < 3 \\ 3 & 3 \le x \end{cases} \tag{17}$$

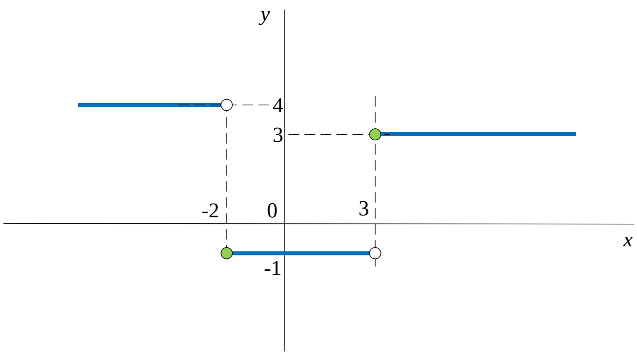


图 24. 分段函数

插值 (interpolation) 指的是通过已知离散数据点，在一定范围内推导求得新数据点的方法。线性插值 (linear interpolation)是指插值函数为一次函数。

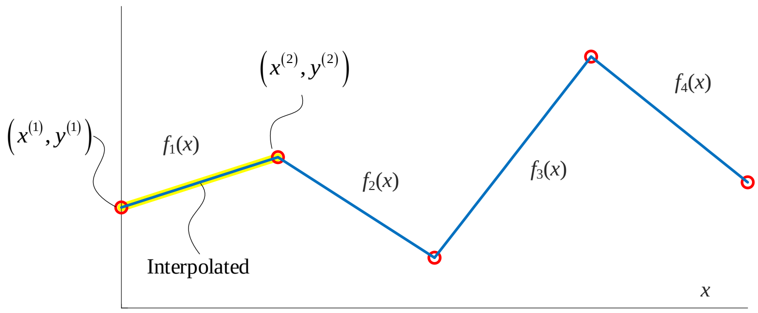


图 25. 一次函数两点式用于线性插值

插值函数是分段函数时，也称分段插值 (piecewise interpolation)，每两个相邻的数据点之间便是一个分段函数：

$$f(x)=\begin{cases} f_1(x) & x^{(1)} \le x < x^{(2)} \\ f_2(x) & x^{(2)} \le x < x^{(3)} \\ \cdots & \cdots \\ f_{n-1}(x) & x^{(n-1)} \le x < x^{(n)} \end{cases} \tag{18}$$

如图 25 所示，所有红色的圆点为已知离散数据点。

相邻两点连接得到的线段解析式便是线性插值分段函数，两点式公式常用在线性插值。举个例子，给定的两点$(x^{(1)}, y^{(1)})$ 和 $(x^{(2)}, y^{(2)})$ 可以确定分段函数 $f_1(x)$。

除了线性插值之外，本系列丛书还要介绍其他常见插值方法。

绝对值函数

绝对值函数 (absolute value function) 可以看做是分段函数。绝对值函数的一般式为：

$$f(x)=k|x-h|+a \tag{19}$$

举个最简单的例子：

$$f(x)=k|x| \tag{20}$$

对于 $f(x) = k|x|$ 函数，$x = 0$ 为 $f(x)$ 的尖点，它破坏了函数的光滑。图 26 所示为 k 影响绝对值函数 $f(x) = k|x|$ 的开口大小；k 的绝对值越大，绝对值函数开口越小。

numpy.absolute() 计算绝对值。请大家自行编写代码绘制图 26，并讨论 k 为不同负整数时函数图像特点。

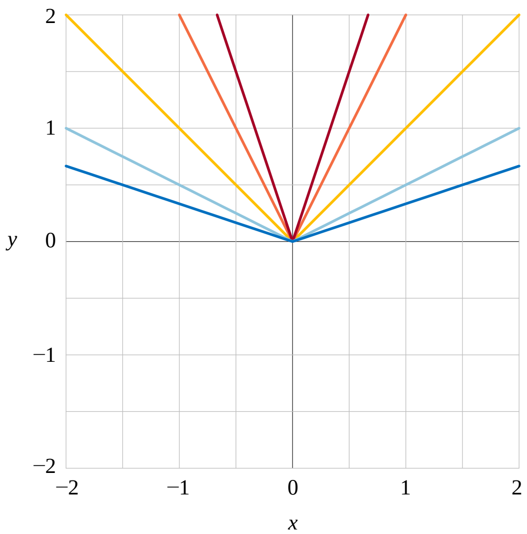
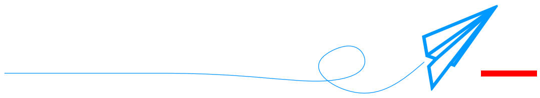


图 26. k 影响绝对值函数 $f(x) = k|x|$

严格来讲，绝对值函数不属于代数函数；但是，绝对值函数可以写成自变量的指数幂和开方形式。比如 (20) 可以写成：

$$f(x) = k\sqrt{x^2} \tag{21}$$



本章除了介绍几种常见的代数函数以外，还有一个要点——参数对函数形状、性质的影响。请大家思考这几个问题。

一次函数的斜率和截距，如何影响函数图像？

哪个参数影响二次函数的开口方向和大小？二次函数什么时候存在最大值或最小值？二次函数的对称轴位置？

用"叠加"这个思路，请大家想一下多项式函数 $f(x) = x^4 + 2x^3 - x^2 + 5$ 相当于由哪些函数构造而成？它们各自的函数图像分别怎样？