

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

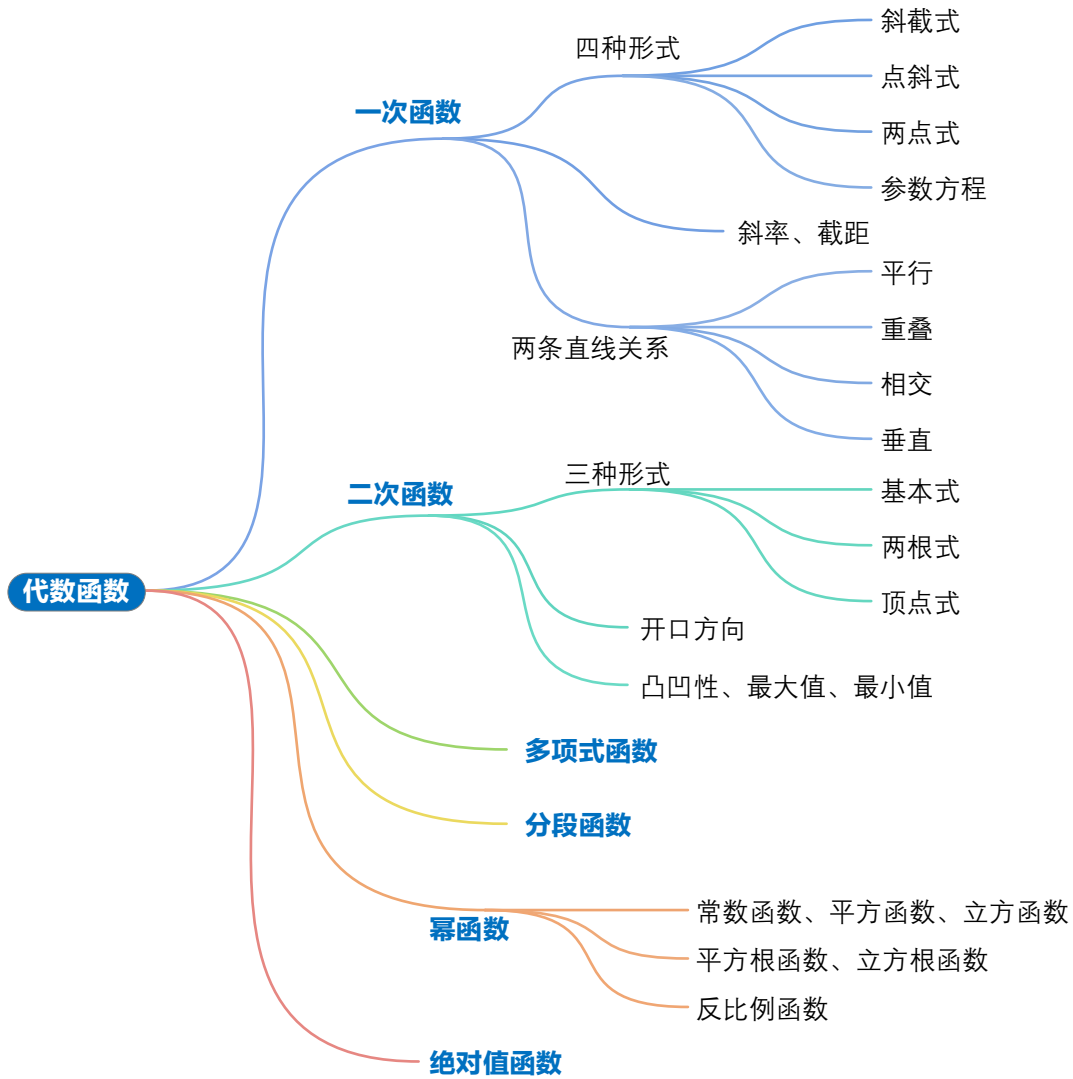
本 PDF 文件为作者草稿，发布目的为方便读者在移动终端学习，终稿内容以清华大学出版社纸质出版物为准。

版权归清华大学出版社所有，请勿商用，引用请注明出处。

代码及 PDF 文件下载：<https://github.com/Visualize-ML>

本书配套微课视频均发布在 B 站——生姜 DrGinger：<https://space.bilibili.com/513194466>

欢迎大家批评指教，本书专属邮箱：jiang.visualize.ml@gmail.com



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。

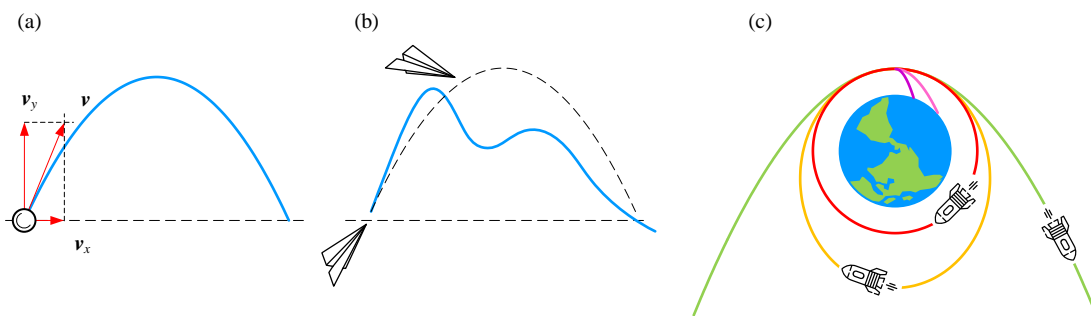


图 1. 抛物线

如图 1 (a) 所示，斜向上方抛起一个小球，忽略空气阻力影响，小球在空中划出一道曲线就可以用抛物线描述。这条抛物线就是二次函数。小球在空中不同时刻的位置，以及最终的落点，都可以通过二次函数这个模型计算得到。

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，空气阻力与炮弹外形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。

此外，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。

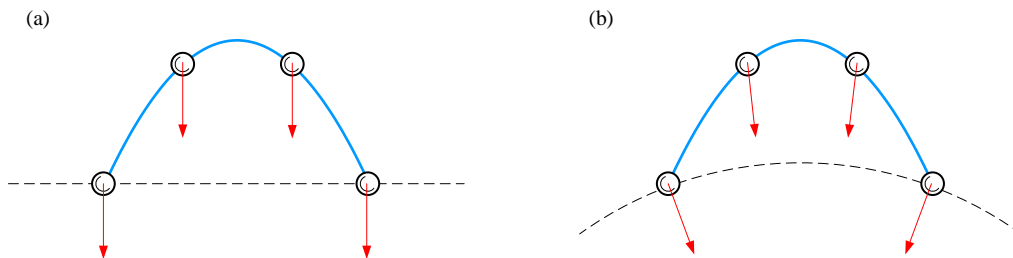


图 2. 引力方向

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，设定必要的假设前提，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，备战和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。

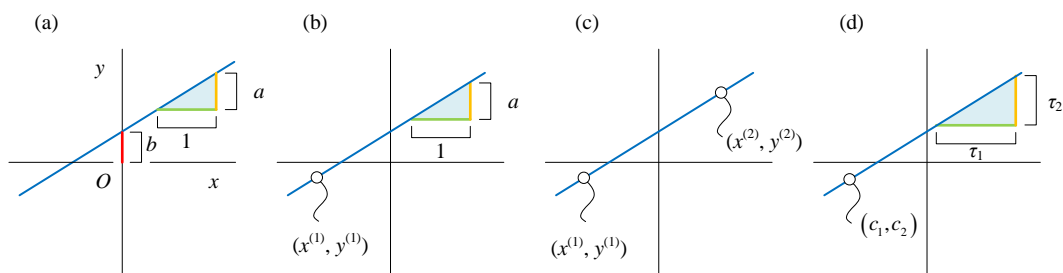


图 3. 一次函数的几种构造方法

斜截式

斜截式一次函数形式如下：

$$y = f(x) = ax + b \quad (1)$$

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 则叫做**比例常数** (constant ratio 或 proportionality constant)。比例函数是特殊的一次函数。

➔ 本书第 24 章将比较一次函数(含 y 轴截距)、比例函数(不含 y 轴截距)两种形式的线性回归模型。

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。

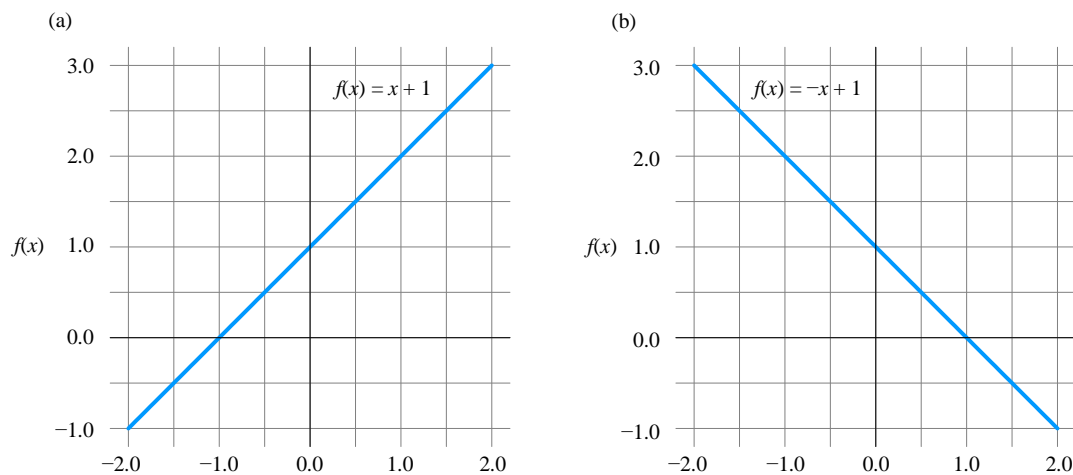


图 4. 一次函数

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。

从几何视角来看，比例函数 $f_1(x) = x$ 图像沿 y 轴向上移动 1 个单位就得到 $f(x) = x + 1$ 。

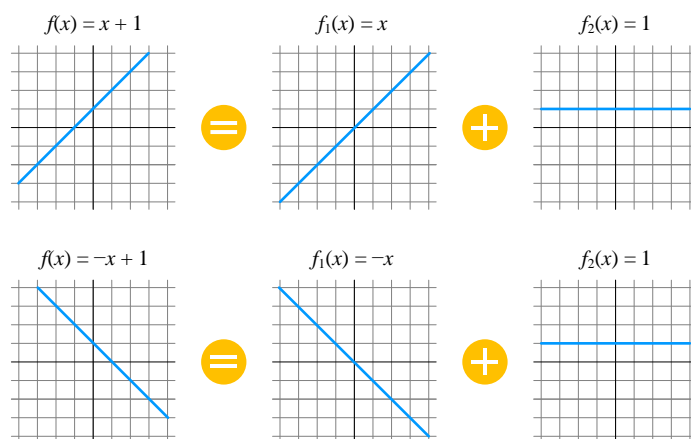
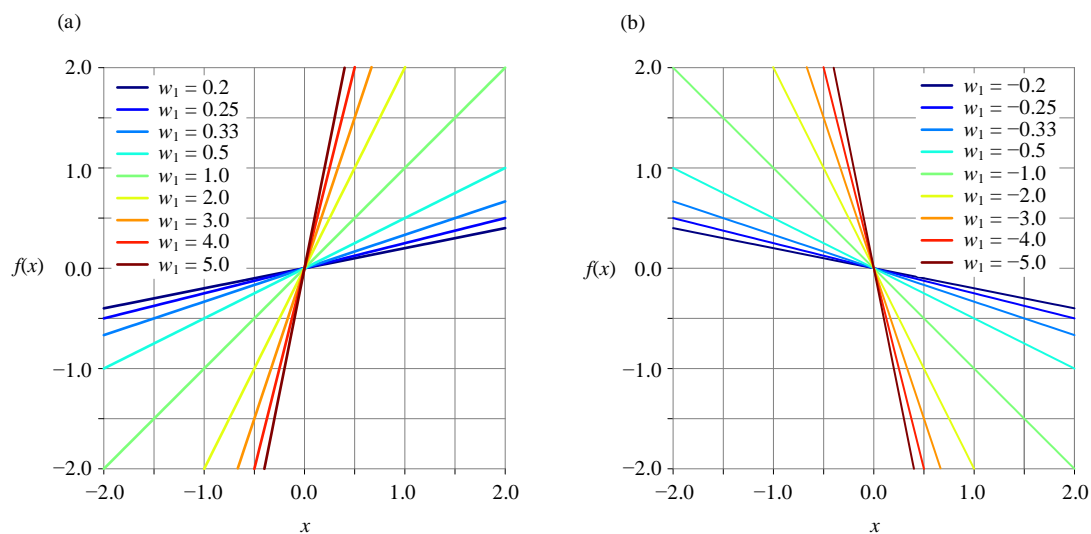


图 5. 函数叠加

斜率

图 6 所示为一次函数 $y = w_1x$ 随斜率变化，有些场合我们用 w_1 代表斜率。 w_1 的绝对值越大，一次函数图像越陡峭。

图 6. 一次函数 $y = w_1x$ 随斜率变化

截距

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

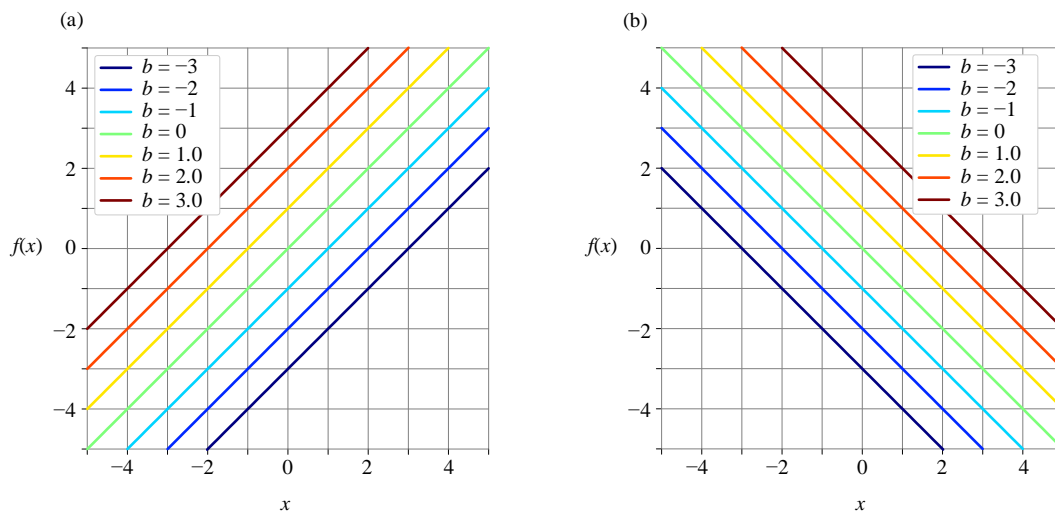


图 7. 一次函数随截距变化

两条直线关系

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)。

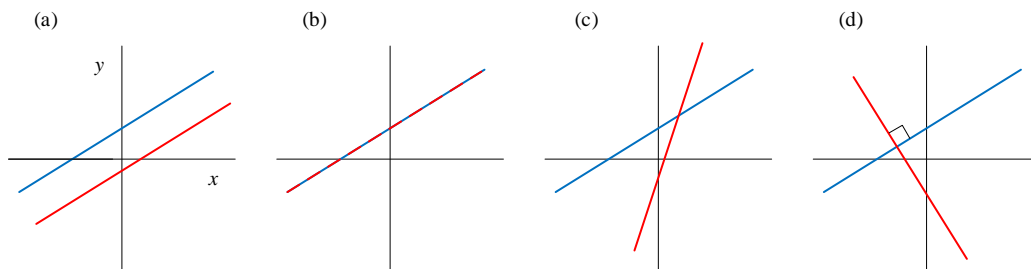


图 8. 两条之间的关系

点斜式

一次函数的第二种是点斜式：

$$y - y^{(1)} = f(x) - y^{(1)} = a(x - x^{(1)}) \quad (2)$$

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：

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

其中， $x^{(1)} \neq x^{(2)}$ 。

两点式可以展开写成：

$$(y - y^{(1)})(x^{(2)} - x^{(1)}) = (y^{(2)} - y^{(1)})(x - x^{(1)}) \quad (4)$$



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，模型假设自变量和因变量之间存在线性关系。

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。

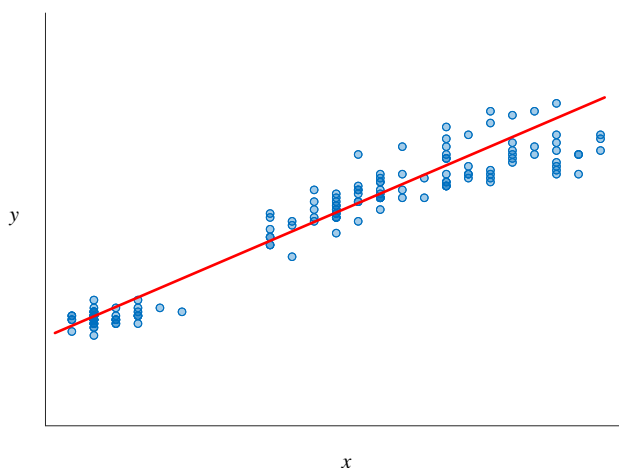


图 9. 简单线性回归



Bk3_Ch11_01.py 绘制图 6、图 7。代码中一元函数自变量 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 (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`。

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)。

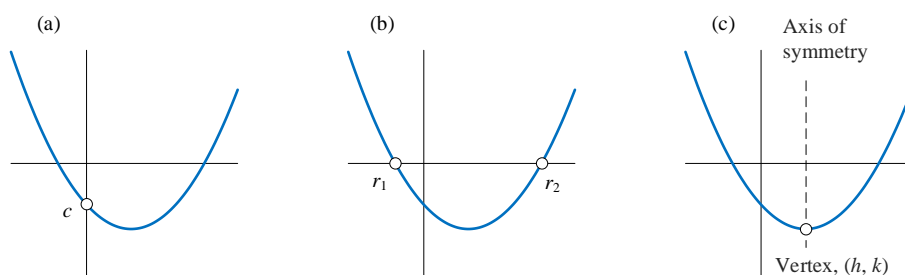


图 10. 二次函数的几种构造方法

基本式

二次函数的基本式如下：

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

其中, a 被称作**二次项系数** (quadratic coefficient), 注意 a 不为零。 b 是**一次项系数** (linear coefficient); c 叫**常数项** (constant term), 也叫 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)。

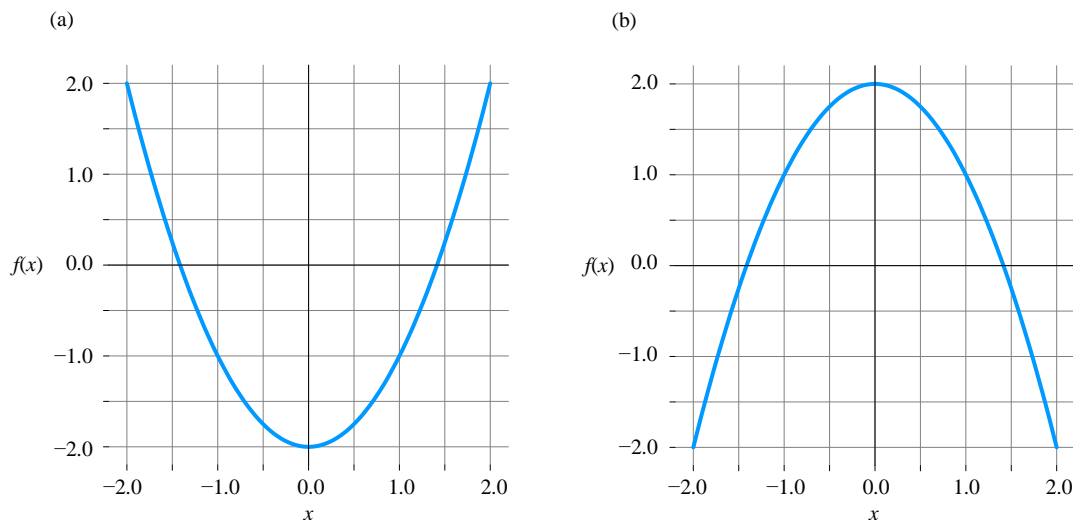


图 11. 不同开口方向二次函数



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) 等数学概念。

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。

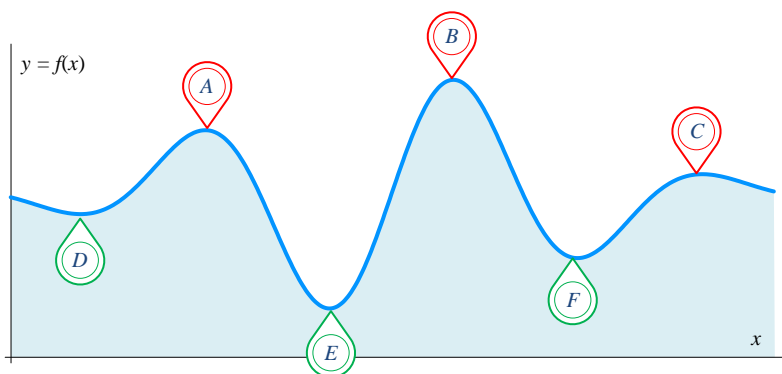


图 12. 极值和最值

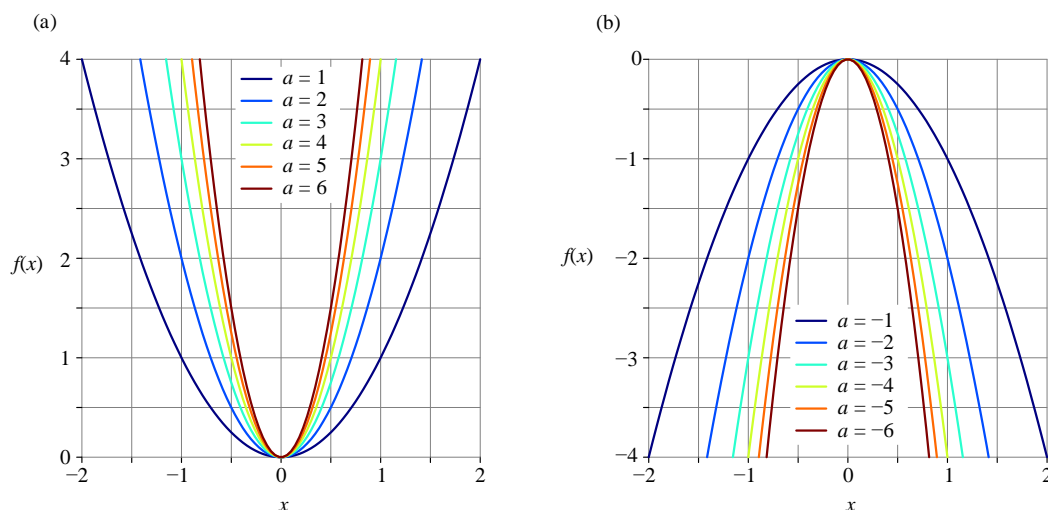
把图 12 函数图像看成一座山峰， A 、 B 、 C 、 D 、 E 、 F 都是极值，即山峰和山谷的总和。其中， A 、 B 、 C 为极大值，即山峰； D 、 E 、 F 为极小值，即山谷。

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。

开口大笑

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，对应二次函数图像变化越剧烈。

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：

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

其中, r_1 和 r_2 为二次方程的根。

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:

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

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, 显然 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。

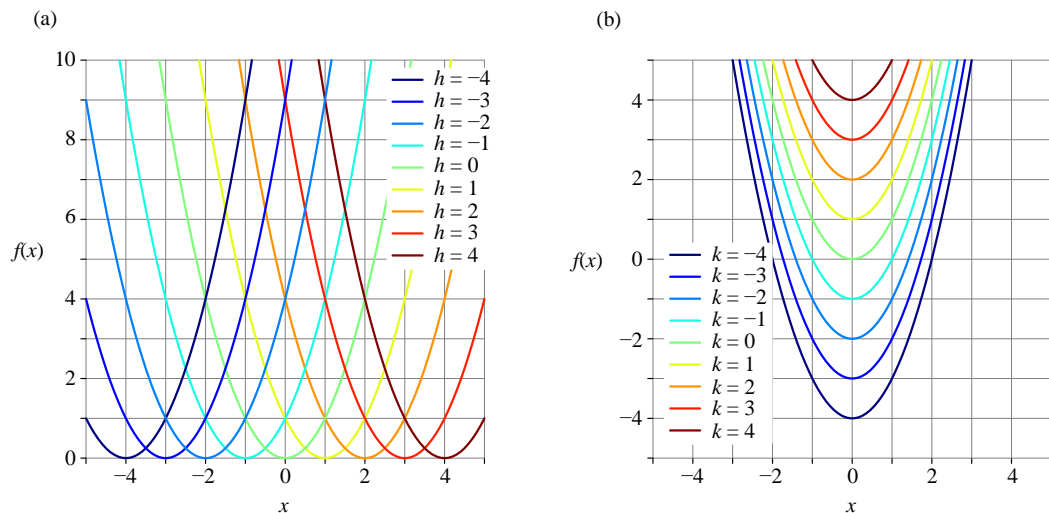


图 14. 二次函数随 h 和 c 变化

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) 的分水岭, 即**拐点** (turning point)。以 h 为分解, 二次函数**单调区间** (intervals of monotonicity) 分别为 $(-\infty, h)$ 和 $(h, +\infty)$ 。



Bk3_Ch11_02.py 绘制图 13 和图 14。

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：

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

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。

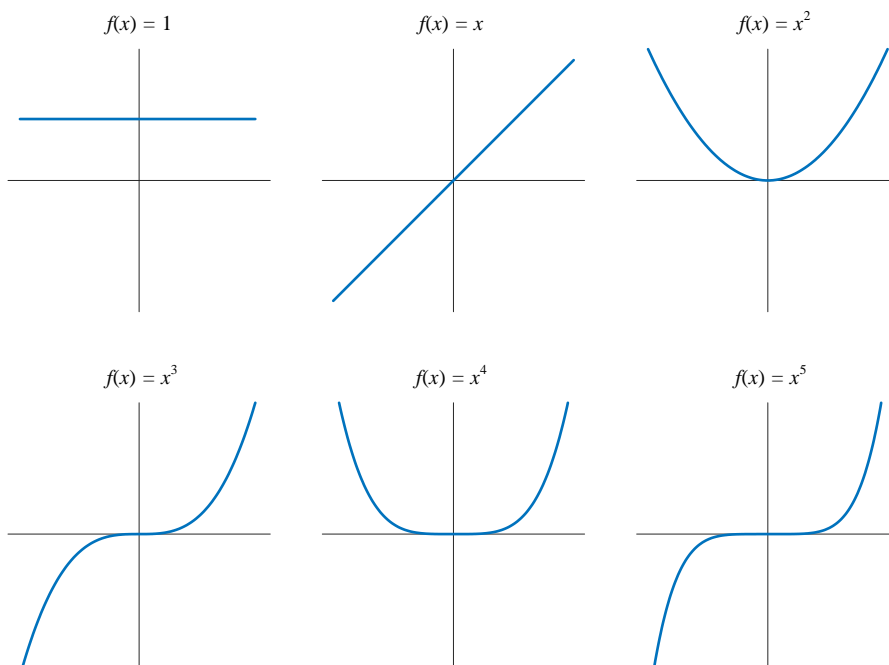


图 15. 常数函数到五次函数

三次函数

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

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

举两个三次函数的例子：

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

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。

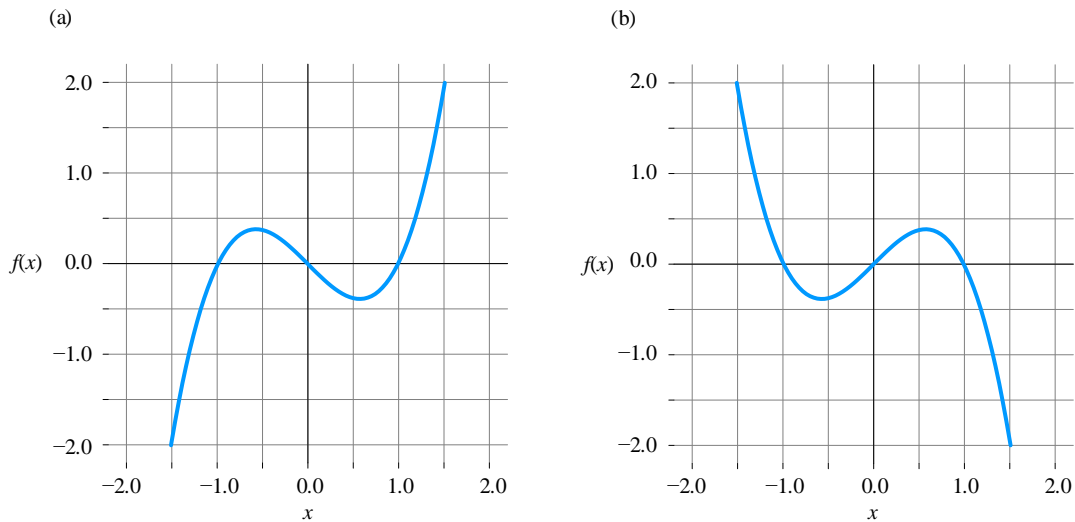


图 16. 两个三次函数

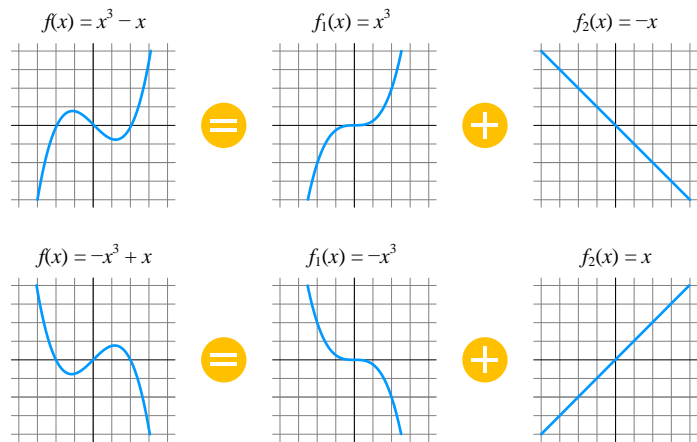


图 17. 函数叠加得到三次函数



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，显然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。

本 PDF 文件为作者草稿，发布目的为方便读者在移动终端学习，终稿内容以清华大学出版社纸质出版物为准。
版权归清华大学出版社所有，请勿商用，引用请注明出处。
代码及 PDF 文件下载：<https://github.com/Visualize-ML>
本书配套微课视频均发布在 B 站——生姜 DrGinger：<https://space.bilibili.com/513194466>
欢迎大家批评指教，本书专属邮箱：jiang.visualize.ml@gmail.com

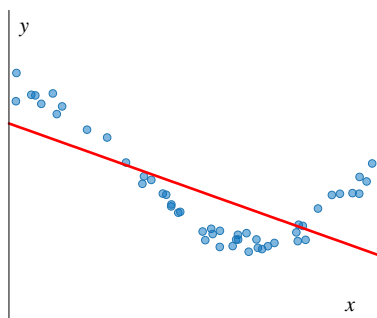


图 18. 线性回归失效的例子

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)。

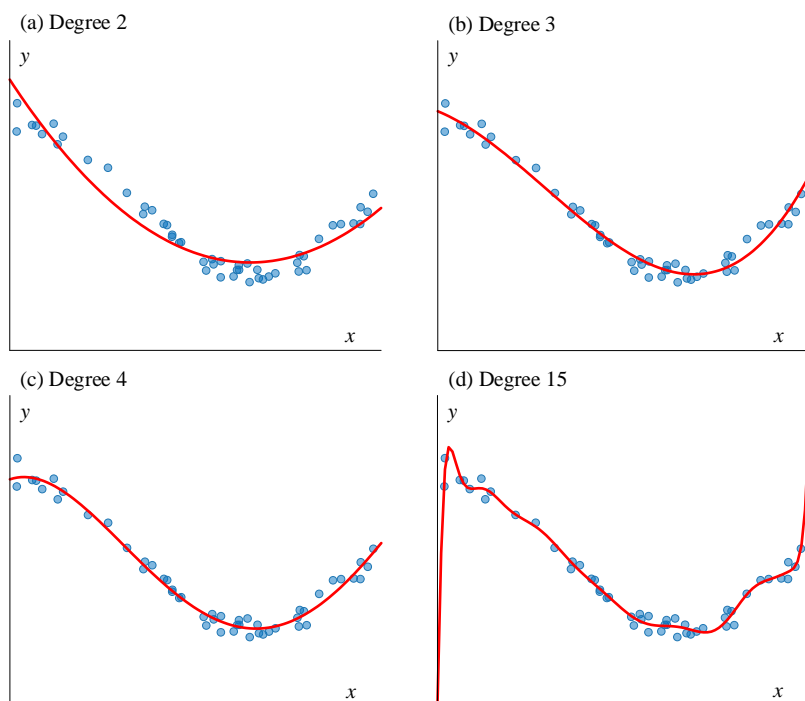


图 19. 逐渐增加多项式回归次数

使用过于复杂的模型是导致过拟合的重要原因之一。过拟合模型过度捕捉训练数据中的细节信息，甚至是噪音。但是，使用过拟合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。



Bk3_Ch11_03.py 绘制图 4、图 11 和图 16。



Bk3_Ch11_03.py 基础上，我们做了一个 App 展示不同次数单项式叠加。请大家参考代码文件 Streamlit_Bk3_Ch11_03.py。代码文件使用了 `st.multiselect()` 函数用来完成交互多选操作。

11.5 幂函数：底数为自变量

幂函数 (power function) 是形如下式的函数：

$$f(x) = k \cdot x^p$$

(11)

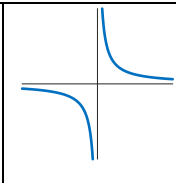
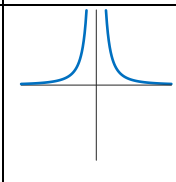
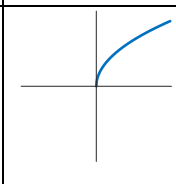
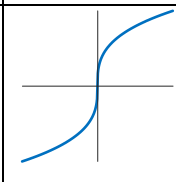
其中，自变量 x 为底数 (base)， p 为指数 (exponent 或 power)。白话说，幂就是一个数和它自己相乘的积，比如， $xx = x^2$ 是二次幂， $xxx = x^3$ 是三次幂， $xxxx = x^4$ 是四次幂。

表 2 总结常用的幂函数，请大家关注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)	$f(x) = x^3$	

本 PDF 文件为作者草稿，发布目的为方便读者在移动终端学习，终稿内容以清华大学出版社纸质出版物为准。
版权归清华大学出版社所有，请勿商用，引用请注明出处。
代码及 PDF 文件下载：<https://github.com/Visualize-ML>
本书配套微课视频均发布在 B 站——生姜 DrGinger：<https://space.bilibili.com/513194466>
欢迎大家批评指教，本书专属邮箱：jiang.visualize.ml@gmail.com

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：

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

(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。

图 20 (a) 还比较了平方根函数和二次函数，两个函数的定义域显然不同。

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：

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

(13)

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

图 20 (b) 还比较了立方根函数和三次函数 $f(x) = x^3$ ，两者互为反函数。

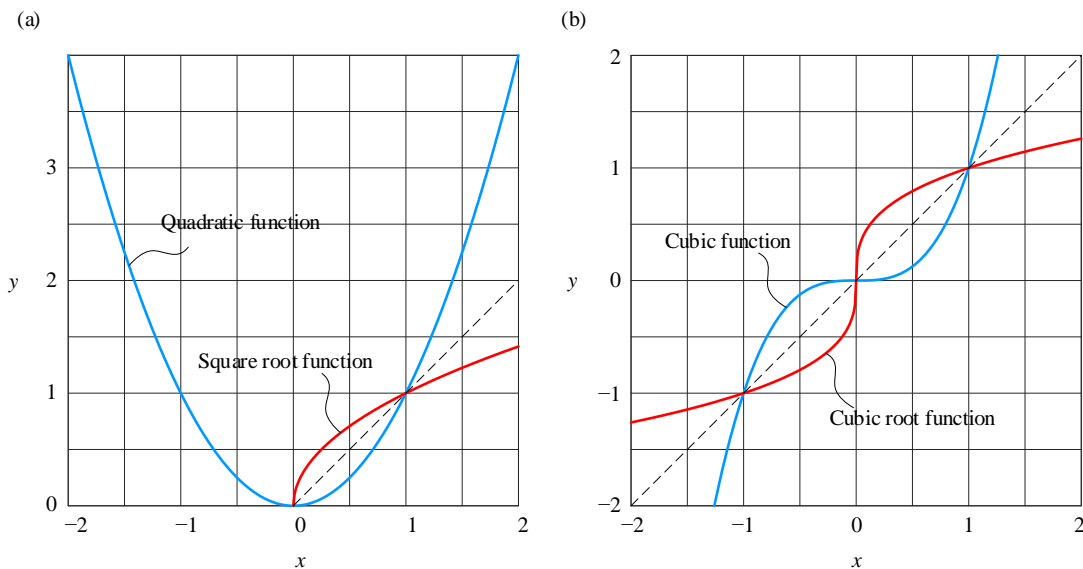


图 20. 平方根和立方根函数

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。

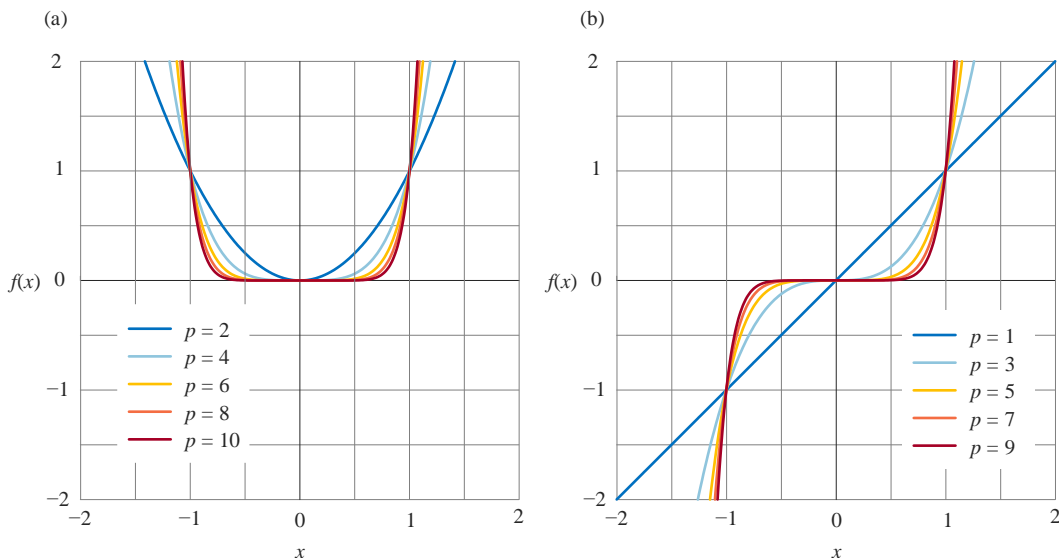


图 21. 幂函数 p 分别为偶数和奇数时，图像特征

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：

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

(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。

⚠ 注意，反比例函数实际上是旋转双曲线。

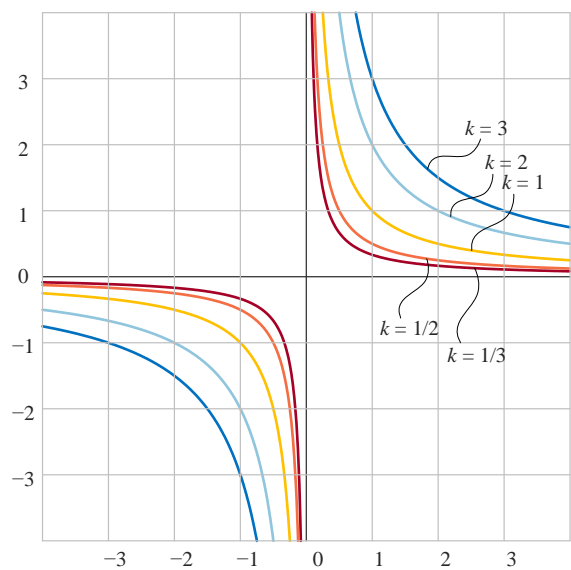


图 22. k 取不同值时反比例函数图像 $f(x) = k/x$

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

渐近线

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)。

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：

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

(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：

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

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。

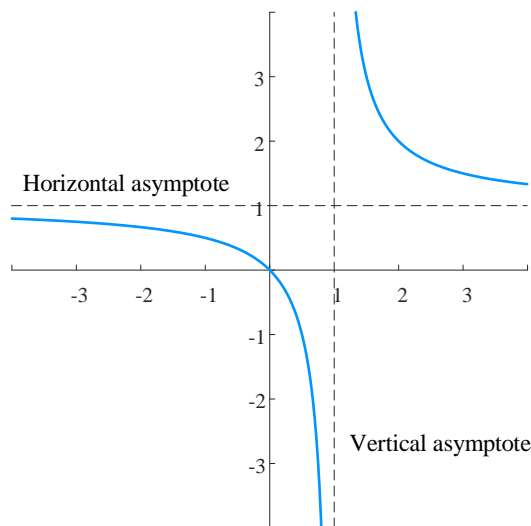


图 23. 反比例函数两条渐近线

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：

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

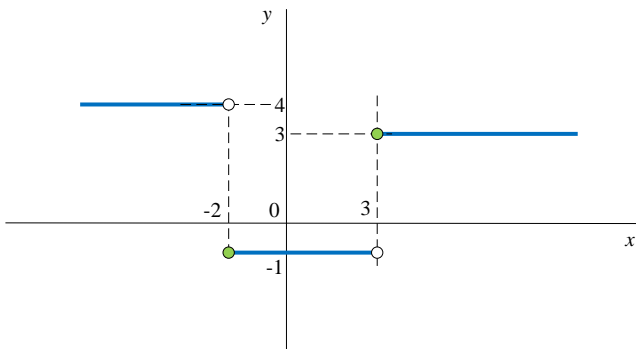


图 24. 分段函数



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。

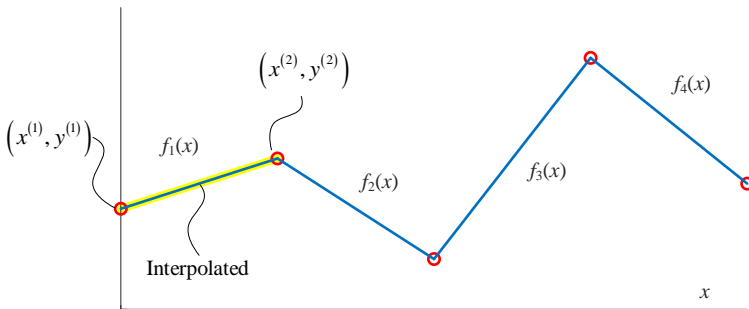


图 25. 一次函数两点式用于线性插值

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：

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

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，利用一次函数两点式，给定的两点 $(x^{(1)}, y^{(1)})$ 和 $(x^{(2)}, y^{(2)})$ 可以确定分段函数 $f_1(x)$ 。

比较图 9 和图 25，我们很容易发现回归和插值的明显区别。如图 9 所示，回归绝不要求红色线（模型）穿越所有样本点。而如图 25 所示，插值则要求分段函数穿越所有已知数据点。

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：

$$f(x) = k|x - h| + a \quad (19)$$

举个最简单的例子：

$$f(x) = k|x| \quad (20)$$

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。

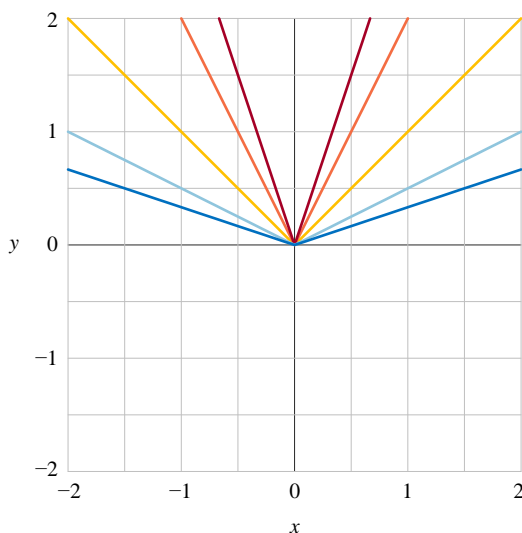
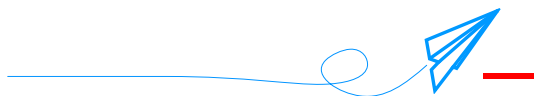


图 26. k 影响绝对值函数 $f(x) = k|x|$

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：

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



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？