

3 向量范数

欧几里得距离的延伸



数学领域，遇到理解不了的概念别怕，用习惯就好了。

In mathematics, you don't understand things. You just get used to them.

—— 约翰·冯·诺伊曼 (Johann von Neumann) | 理论计算机科学与博弈论奠基者 | 1903 ~ 1957



- ▶ `matplotlib.pyplot.axhline()` 绘制水平线
- ▶ `matplotlib.pyplot.axvline()` 绘制竖直线
- ▶ `matplotlib.pyplot.contour()` 绘制等高线图
- ▶ `matplotlib.pyplot.contourf()` 绘制填充等高线图
- ▶ `numpy.abs()` 计算绝对值
- ▶ `numpy.linalg.norm()` 计算 L^p 范数，默认计算 L^2 范数
- ▶ `numpy.linspace()` 指定的间隔内返回均匀间隔数组
- ▶ `numpy.maximum()` 计算最大值
- ▶ `numpy.meshgrid()` 生成网格化数据

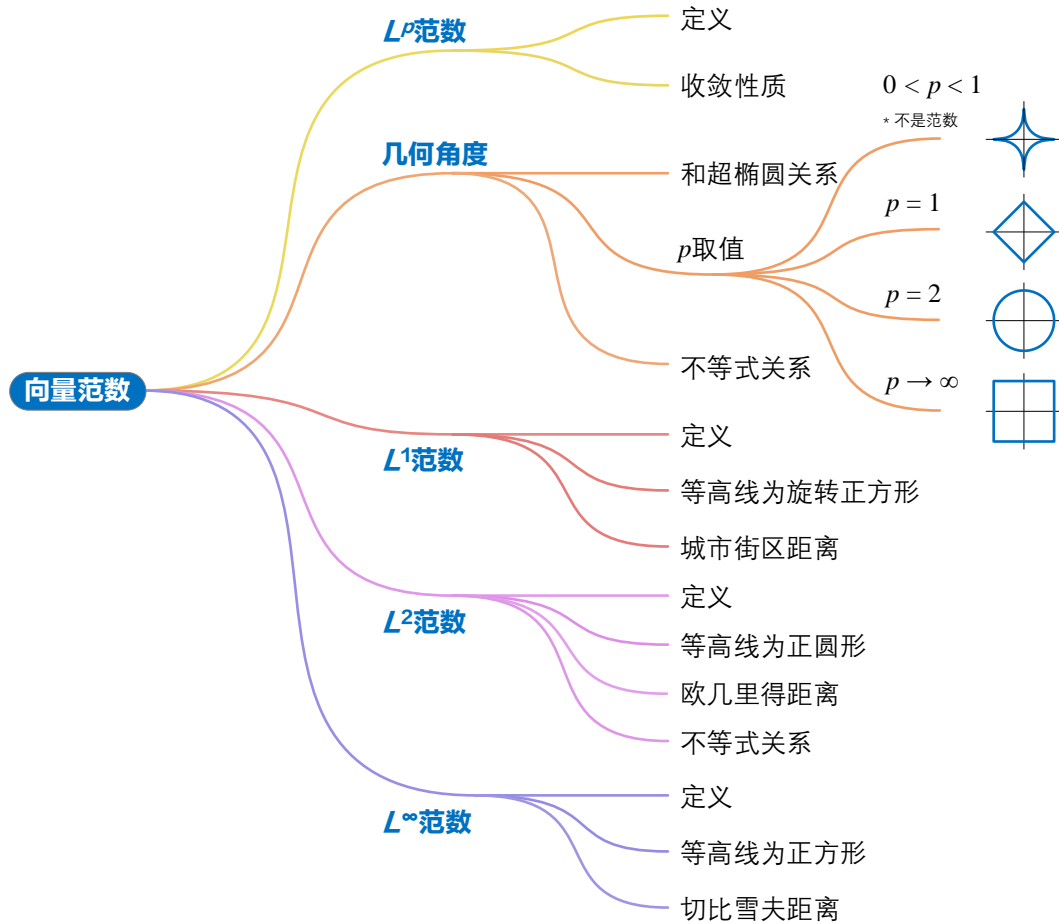
本 PDF 文件为作者草稿，发布目的为方便大家在移动终端学习，终稿内容以清华大学出版社纸质出版物为准。

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



3.1 L^p 范数： L^2 范数的推广

上一章介绍了 L^2 范数， L^2 范数代表向量的长度，也叫向量的模，等价于欧几里得距离。本章将 L^2 范数推广到 L^p 范数。

给定如下列向量 \mathbf{x} ：

$$\mathbf{x} = [x_1 \quad x_2 \quad \cdots \quad x_D]^T \quad (1)$$

向量 \mathbf{x} 的 L^p 范数定义为：

$$\|\mathbf{x}\|_p = \left(|x_1|^p + |x_2|^p + \cdots + |x_D|^p \right)^{1/p} = \left(\sum_{j=1}^D |x_j|^p \right)^{1/p} \quad (2)$$

(2) 中 $|x_j|$ 计算 x_j 的绝对值。另外，很多教材将 L^p 范数写成 L_p 范数或 p -范数。

对于 L^p 范数， $p \geq 1$ 。 $p < 1$ 时，虽然上式有定义，但是不能称之为范数。容易判断， L^p 范数非负，即 $\|\mathbf{x}\|_p \geq 0$ 。 L^p 范数代表“距离”，也是一种“向量 \rightarrow 标量”的运算规则。

两个特殊范数

当 $p = 2$ 时，向量 \mathbf{x} 的 L^p 范数便是 L^2 范数 (L2-norm)，也叫 2-范数，具体定义为：

$$\|\mathbf{x}\|_2 = \sqrt{x_1^2 + x_2^2 + \cdots + x_D^2} = \left(\sum_{j=1}^D x_j^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (3)$$

(3) 中 $\|\mathbf{x}\|_2$ 的下角标常被省略，也就是说 $\|\mathbf{x}\|$ 默认为 L^2 范数。

特别地，当 p 趋向 $+\infty$ 时，对应的范数记成 L^∞ 。 L^∞ 范数定义为：

$$\|\mathbf{x}\|_\infty = \max(|x_1|, |x_2|, \dots, |x_D|) \quad (4)$$

即， $\|\mathbf{x}\|_\infty$ 为 $|x_j|$ 中的最大值。

大小关系

举个例子，如图 1 所示，给定向量 \mathbf{x} ：

$$\mathbf{x} = [1 \quad 2 \quad 3]^T \quad (5)$$

向量 \mathbf{x} 的 L^1 范数是图 1 中三个坐标值的绝对值之和，也就是图 1 长方体三个临边边长之和：

$$\|\mathbf{x}\|_1 = |1| + |2| + |3| = 6 \quad (6)$$

L^2 范数是图 1 向量 \mathbf{x} 的长度：

$$\|\mathbf{x}\|_2 = \left(|1|^2 + |2|^2 + |3|^2 \right)^{1/2} = (14)^{1/2} \approx 3.742 \quad (7)$$

向量 \mathbf{x} 的 L^3 范数可以通过下式求得：

$$\|\mathbf{x}\|_3 = \left(|1|^3 + |2|^3 + |3|^3\right)^{1/3} = 36^{1/3} \approx 3.302 \quad (8)$$

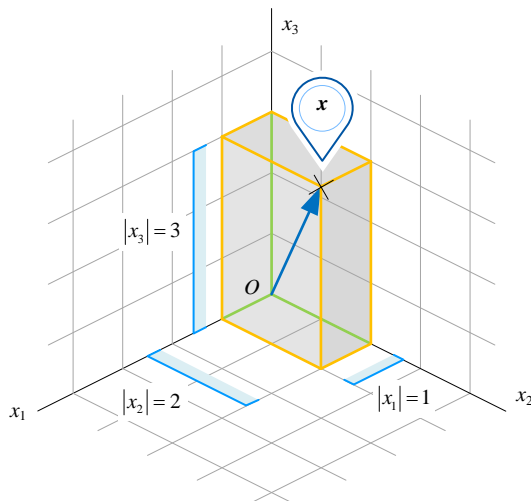


图 1. 向量 \mathbf{x} 在三维直角坐标系的位置

类似地，计算向量 \mathbf{x} 的 L^4 范数：

$$\|\mathbf{x}\|_4 = \left(|1|^4 + |2|^4 + |3|^4\right)^{1/4} = 98^{1/4} \approx 3.1463 \quad (9)$$

向量 \mathbf{x} 的 L^∞ 范数是图 1 中 x_1 、 x_2 、 x_3 三者绝对值中最大值：

$$\|\mathbf{x}\|_\infty = \max(|1|, |2|, |3|) = 3 \quad (10)$$

图 2 所示图像为 L^p 范数随 p 变化。对于 $\mathbf{x} = [1, 2, 3]^T$ ， L^p 范数随 p 增大而减小，最后收敛于 3。

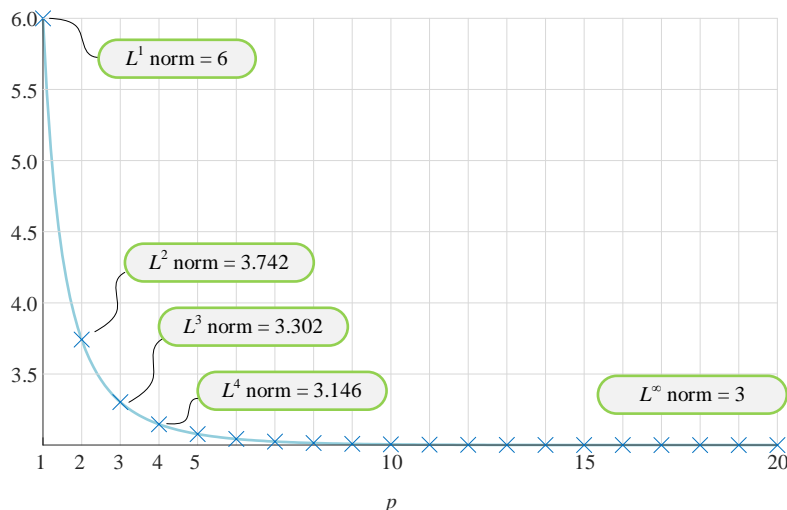


图 2. L^p 范数随 p 变化

白话说， L^p 范数丈量一个向量的“大小”。 p 取值不同时，丈量的方式略有差别。比如， $p = 1$ 时，我们用向量各个元素绝对值之和代表向量“大小”。 $p = 2$ 时，我们用欧氏距离代表向量“大小”。当 p 趋向 $+\infty$ 时，我们仅仅用向量各个元素绝对值中最大值代表向量“大小”。

在数据科学、机器学习算法中， L^p 范数扮演重要角色，比如距离度量、正则化 (regularization)。下一节开始，我们就从几何图像入手，深入分析 L^p 范数性质。

3.2 L^p 范数和超椭圆的联系

给定列向量 $\mathbf{x} = [x_1, x_2]^T$ ， \mathbf{x} 的 L^p 范数为：

$$\|\mathbf{x}\|_p = \left(|x_1|^p + |x_2|^p \right)^{1/p} \quad (11)$$

▲ 再次请大家注意， $0 < p < 1$ 时，(11) 不能叫范数，因为不满足次可加。

当 p 一定时，将 (11) 写成二元函数 $f(x_1, x_2)$ ：

$$f(x_1, x_2) = \left(|x_1|^p + |x_2|^p \right)^{1/p} \quad (12)$$

大家可能早已发现上式和《数学要素》一册讲过的超椭圆有着千丝万缕的联系。图 3 所示为 p 取不同值时， $f(x_1, x_2)$ 函数对应曲面等高线变化。图中，暖色系代表函数 $f(x_1, x_2)$ 更大数值，冷色系对应 $f(x_1, x_2)$ 较小数值。

$p = 1$ 时， $f(x_1, x_2)$ 函数的等高线为旋转正方形：

$$f(x_1, x_2) = |x_1| + |x_2| \quad (13)$$

$p = 2$ 时， $f(x_1, x_2)$ 函数等高线为正圆：

$$f(x_1, x_2) = \sqrt{x_1^2 + x_2^2} \quad (14)$$

$p = +\infty$ 时， $f(x_1, x_2)$ 函数等高线为正方形：

$$f(x_1, x_2) = \max(|x_1|, |x_2|) \quad (15)$$



Bk4_Ch3_01.py 绘制图 3 所示等高线。

如图 4 所示， L^p 范数取定值 c 时，即 $L^p = c$ ，随着 p 增大，等高线一层层包裹。

从相反角度，对于同一向量， p 增大， L^p 范数减小。请大家注意如下不等式关系：

$$\|\mathbf{x}\|_\infty \leq \|\mathbf{x}\|_2 \leq \|\mathbf{x}\|_1 \quad (16)$$

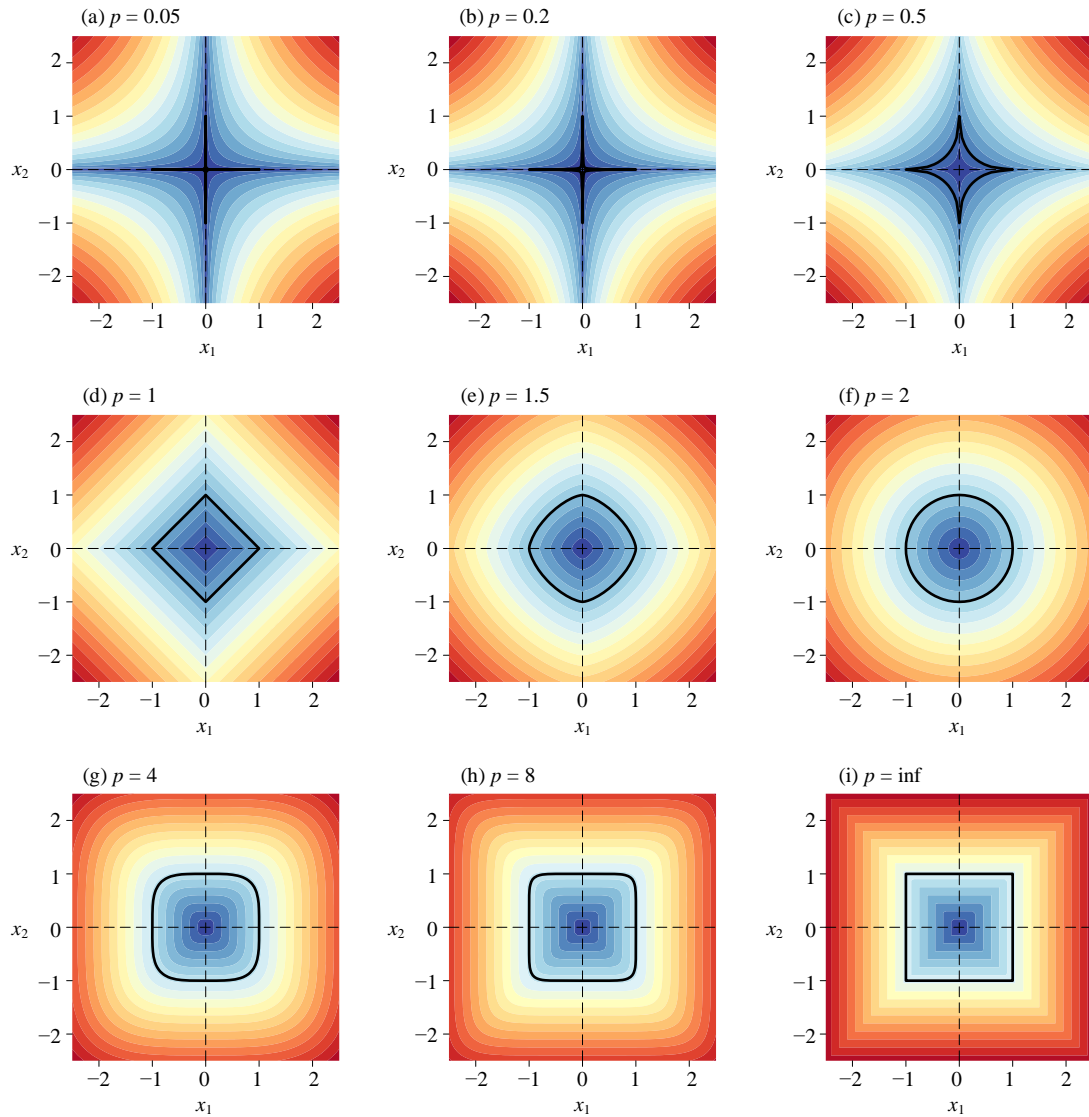


图 3. p 取不同正数时，二元函数等高线。图中 $p < 1$ 对应的等高线不是范数

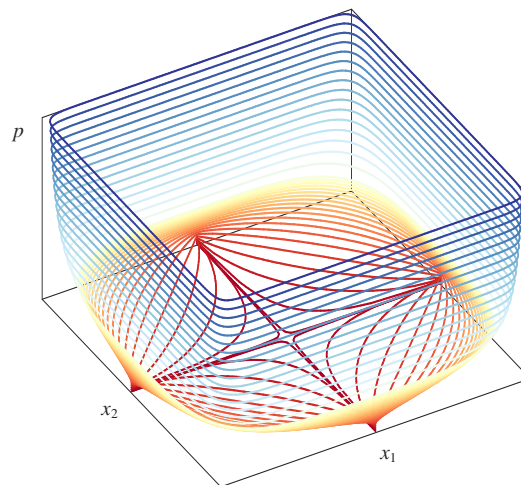


图 4. 随着 p 增大，等高线一层层包裹。图中 $p < 1$ 对应的等高线不是范数

本 PDF 文件为作者草稿，发布目的为方便大家在移动终端学习，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

凸凹性

$p \geq 1$ 时, L^p 范数等高线形状为凸 (convex)。这是范数的一个重要性质——**次可加性** (subadditivity), 也叫**三角不等式** (triangle inequality):

$$\|x + y\|_p \leq \|x\|_p + \|y\|_p \quad (17)$$

上式又叫做**闵可夫斯基不等式** (Minkowski inequality)。

$0 < p < 1$ 时, (2) 对应等高线形状如图 5, 它非凸也非凹。严格来说, $0 < p < 1$ 时, (2) 虽然有定义, 但是不能称之为范数。这是因为, $0 < p < 1$ 时, (2) 不满足次可加性, 即违反三角不等式。

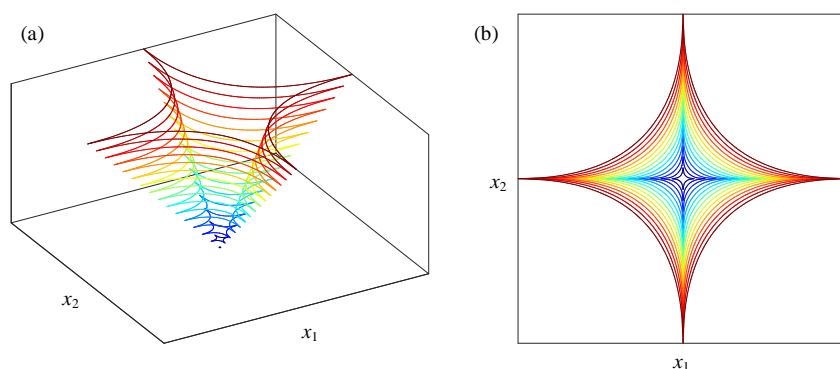


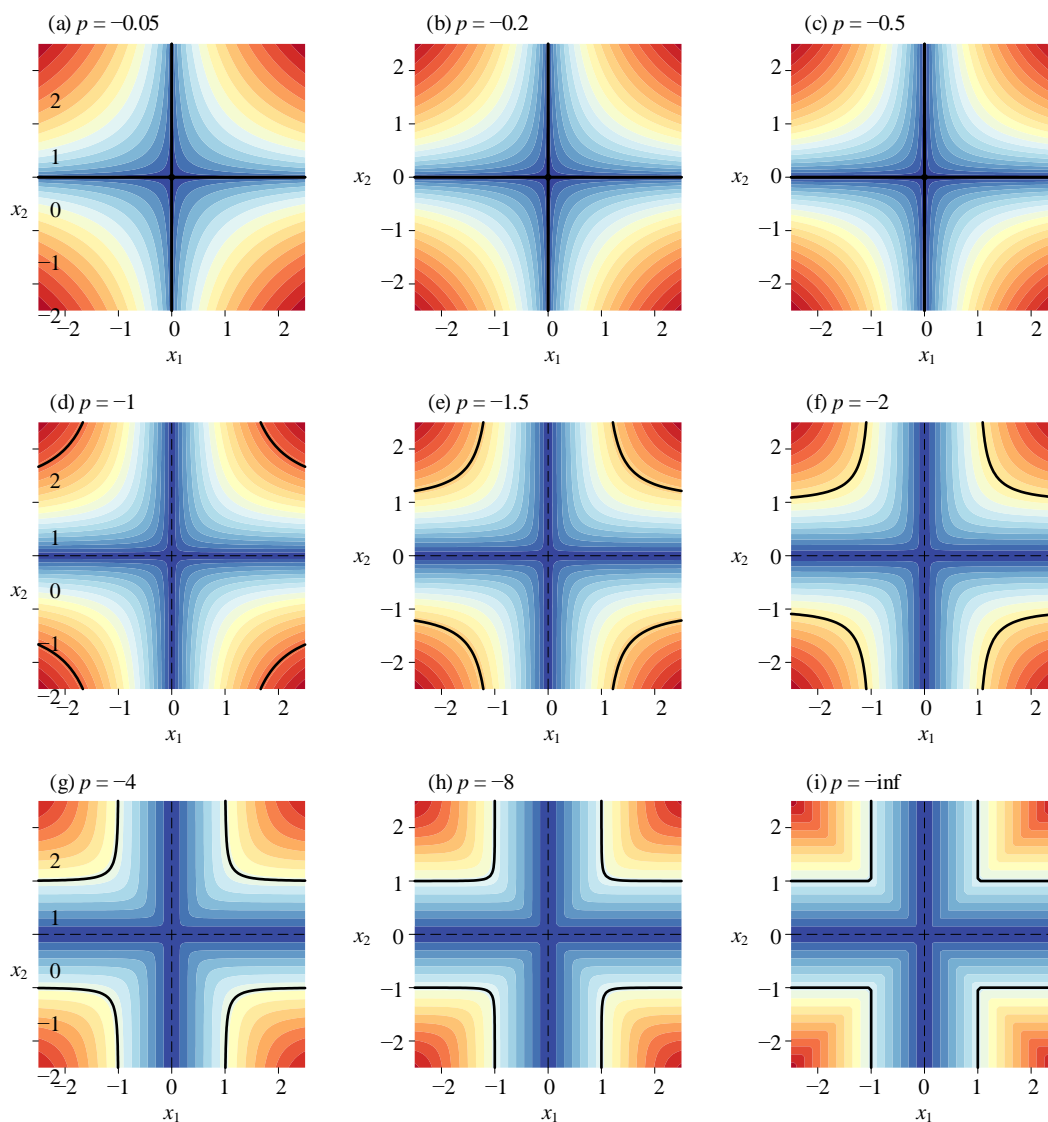
图 5. $p = 0.5$, L^p 范数等高线图像

p 为负数

p 取负数时, (12) 也有定义, 但是我们不能称之为范数。图 6 所示为 p 取不同负数时, (12) 中函数等高线形状变化。



在 Bk4_Ch3_01.py 基础上, 我们用 Streamlit 制作了一个应用, 用 Plotly 绘制可交互平面等高线、三维曲面, 展示 L^p 范数对应函数随 p 变化。请大家参考 Streamlit_Bk4_Ch3_01.py。

图 6. p 取不同负数时，函数等高线变化

3.3 L^1 范数：旋转正方形

本节探讨 L^1 范数几何特征。向量 \mathbf{x} 的 L^1 范数定义为：

$$\|\mathbf{x}\|_1 = |x_1| + |x_2| + \cdots + |x_D| = \sum_{j=1}^D |x_j| \quad (18)$$

当 $D = 2$ 时，向量 \mathbf{x} 的 L^1 范数为：

$$\|\mathbf{x}\|_1 = |x_1| + |x_2| \quad (19)$$

本 PDF 文件为作者草稿，发布目的为方便大家在移动终端学习，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

(19) 中 L^1 范数等于 1 时，得到解析式：

$$|x_1| + |x_2| = 1 \quad (20)$$

下面，我分成几种情况展开 (20)，并绘制图像。

几何图形

观察 (20) 可以发现， x_1 和 x_2 的取值范围均为 $[-1, 1]$ ， x_1 和 x_2 符号可正可负。为了去掉绝对值符号，分四种情况考虑，得到如下展开式：

$$\begin{cases} x_1 + x_2 = 1 & 0 \leq x_1 \leq 1, 0 \leq x_2 \leq 1 \\ -x_1 + x_2 = 1 & -1 \leq x_1 \leq 0, 0 \leq x_2 \leq 1 \\ x_1 - x_2 = 1 & 0 \leq x_1 \leq 1, -1 \leq x_2 \leq 0 \\ -x_1 - x_2 = 1 & -1 \leq x_1 \leq 0, -1 \leq x_2 \leq 0 \end{cases} \quad (21)$$

根据 (21) 定义的四个一次函数解析式，可以得到图 7 所示图形。

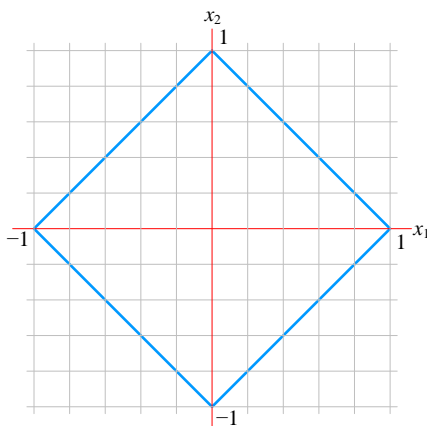
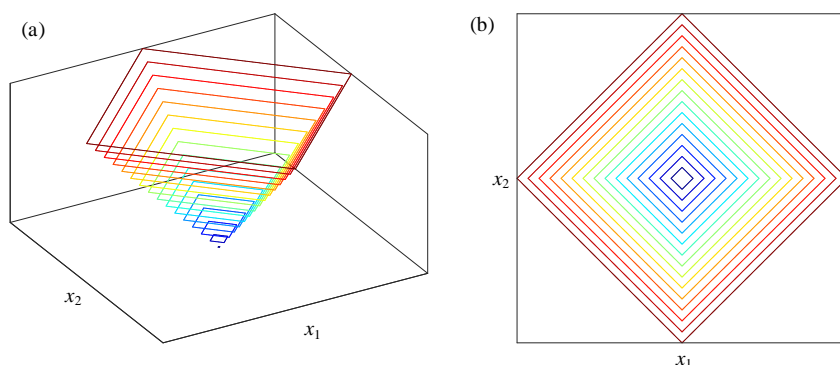


图 7. $|x_1| + |x_2| = 1$ 解析式图像

图 8 所示为如下函数的等高线图像：

$$f(x_1, x_2) = |x_1| + |x_2| \quad (22)$$

图 8 (b) 中每一条等高线上的点距离原点有相同的 L^1 范数。

图 8. $p = 1$ 时, L^p 范数等高线图像

L^1 范数也叫**城市街区距离** (city block distance), 也称**曼哈顿距离** (Manhattan distance)。

如图 9 所示, 一个城市街区布局方方正正, 从 A 点到 B 点的行走距离不可能是两点的直线距离, 即欧氏距离。图中给出的行走路径类似 L^1 范数。

此外, L^1 范数等高线存在“尖点”, 这个尖点将会在**套索回归** (LASSO regression) 的 L^1 正则项中起到重要作用。

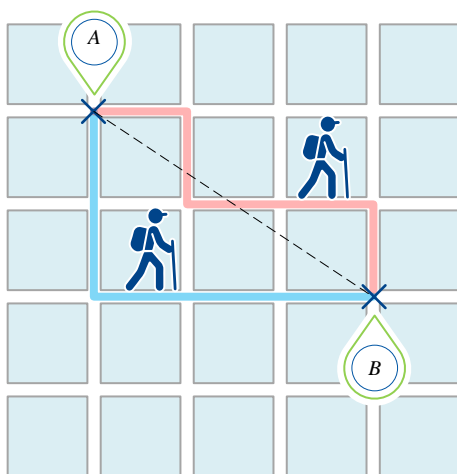


图 9. 城市街区距离

3.4 L^2 范数: 正圆

本节探讨 L^2 范数形状。向量 \mathbf{x} 的 L^2 范数定义为:

$$\|\mathbf{x}\|_2 = (x_1^2 + x_2^2 + \cdots + x_D^2)^{1/2} = \left(\sum_{j=1}^D |x_j|^2 \right)^{1/2} \quad (23)$$

特别地，当 $D = 2$ 时，向量 \mathbf{x} 的 L^2 范数为：

$$\|\mathbf{x}\|_2 = \sqrt{x_1^2 + x_2^2} \quad (24)$$

从距离度量角度， L^2 范数为欧几里得距离。

几何图形

(24) 中 L^2 范数等于 1 时，对应图像为单位圆，解析式为：

$$x_1^2 + x_2^2 = 1 \quad (25)$$

图 10 所示为 (25) 图像。

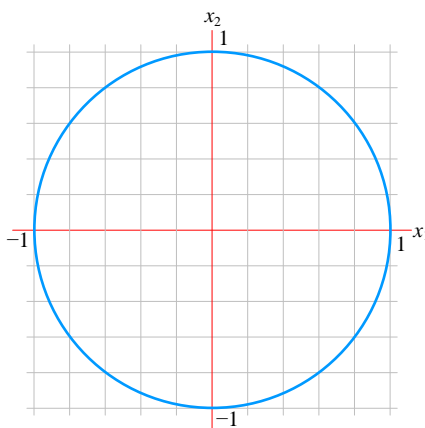


图 10. $x_1^2 + x_2^2 = 1$ 解析式图像

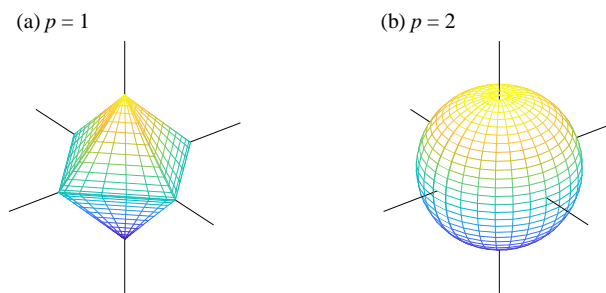
另外，实践中也经常使用 L^2 范数的平方，比如，

$$\|\mathbf{x}\|_2^2 = x_1^2 + x_2^2 \quad (26)$$

再次强调范数、向量内积、矩阵乘法关系，对于列向量 \mathbf{x} ，以下运算等价，结果都是标量：

$$\|\mathbf{x}\|_2^2 = \|\mathbf{x}\|^2 = \langle \mathbf{x}, \mathbf{x} \rangle = \mathbf{x} \cdot \mathbf{x} = \mathbf{x}^T \mathbf{x} \quad (27)$$

图 11 所示为当 $D = 3$ 时， p 分别取 1 和 2 时， L^p 范数对应的几何体。

图 11. $p = 1, 2$, $D = 3$ 时, L^p 范数对应的几何体

本系列丛书《数学要素》中简单讨论过向量范数在岭回归和套索回归的应用。岭回归引入的是 L^2 正则项，套索回归引入 L^1 正则项。

我们这里在介绍另外一种正则化回归——**弹性网络回归** (elastic net regression)。弹性网络回归以不同比例同时引入 L^1 和 L^2 正则项。图 12 所示，正则化曲面是 L^1 和 L^2 范数曲面按不同比例叠加。图 12 中正则化部分既有 L^1 的“尖点”，也有 L^2 的凸曲面。

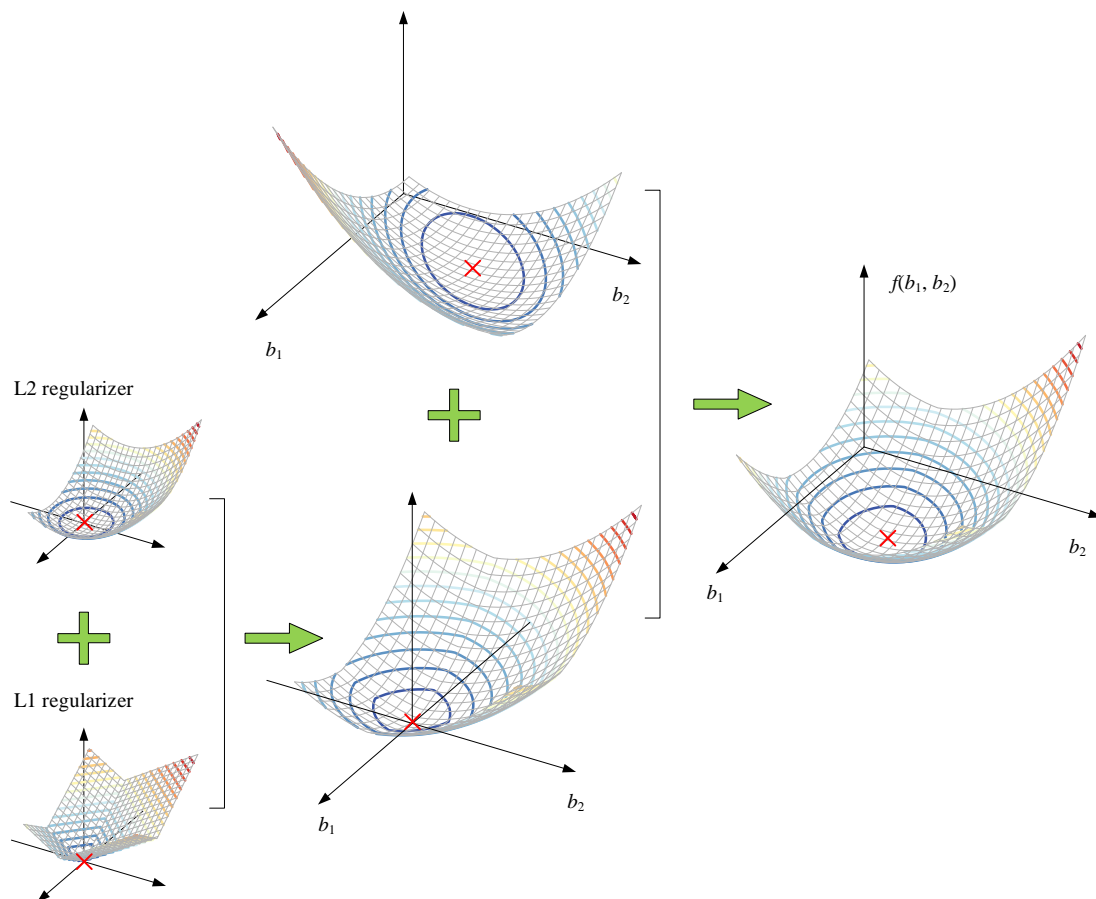


图 12. 弹性网络回归参数曲面

不等式

相信大家都知道，三角形两边之和大于第三边。应用到向量 L^2 范数，对应如下不等式：

$$\|u\|_2 + \|v\|_2 \geq \|u+v\|_2 \quad (28)$$

举个例子，给定向量 u 和 v ：

$$u = [4 \ 3]^T, \quad v = [-2 \ 4]^T \quad (29)$$

向量 u 和 v 两者之和为：

$$u+v = [4 \ 3]^T + [-2 \ 4]^T = [2 \ 7]^T \quad (30)$$

图 13 所示为向量 u 和 v 以及 $u+v$ 在平面上的关系。

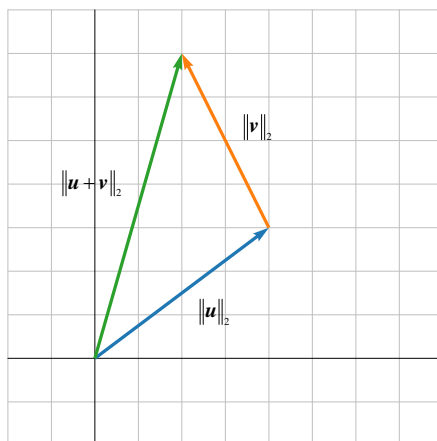


图 13. 向量 u 和 v 以及两者之和

u 和 v 的 L^2 范数分别为：

$$\|u\|_2 = \sqrt{4^2 + 3^2} = 5, \quad \|v\|_2 = \sqrt{(-2)^2 + 4^2} = \sqrt{20} \approx 4.4721 \quad (31)$$

u 和 v 的 L^2 范数和为：

$$\|u\|_2 + \|v\|_2 \approx 9.4721 \quad (32)$$

$u+v$ 的 L^2 范数为：

$$\|u+v\|_2 = \sqrt{2^2 + 7^2} = \sqrt{54} \approx 7.2801 \quad (33)$$

显然，(28) 成立。请大家自行验证，满足 $p \geq 1$ 时，当 p 取不同值时， L^p 范数都满足这种三角形不等式关系。



Bk4_Ch3_02.py 绘制图 13 图 11。

3.5 L^∞ 范数：正方形

向量 \mathbf{x} 的 L^∞ 范数的定义为：

$$\|\mathbf{x}\|_\infty = \max(|x_1|, |x_2|, \dots, |x_D|) \quad (34)$$

上式也叫做**切比雪夫距离** (Chebyshev distance)。

当特征数 $D = 2$ 时，向量 \mathbf{x} 的 L^∞ 范数定义为：

$$\|\mathbf{x}\|_\infty = \max(|x_1|, |x_2|) \quad (35)$$

当 L^∞ 范数等于 1 时，可以得到如下平面图形解析式：

$$\max\{|x_1|, |x_2|\} = 1 \quad (36)$$

借助《数学要素》第 8、9 章讲解的圆锥曲线知识，我们一起推导 (36) 解析式对应的图像。

几何图形

观察 (36) 可以发现， x_1 和 x_2 的取值范围均为 $[-1, 1]$ ， x_1 和 x_2 符号可正、可负。分情况讨论，得到解析式：

$$\begin{cases} |x_1| = 1 & |x_1| > |x_2| \\ |x_2| = 1 & |x_2| > |x_1| \end{cases} \quad (37)$$

为了进一步展开 (37)，需要分析 $|x_1|$ 和 $|x_2|$ 大小关系。如果， $|x_1| > |x_2|$ ，不等式两边平方，并整理得到：

$$x_1^2 - x_2^2 > 0 \quad (38)$$

当把大于号 $>$ 换成等号 $=$ 时，得到下式：

$$x_1^2 - x_2^2 = 0 \quad (39)$$

可以很容发现，(39) 为退化双曲线，图形为图 14 所示蓝色线。(38) 所示的不等式区域对应的是图 14 所示阴影区域。

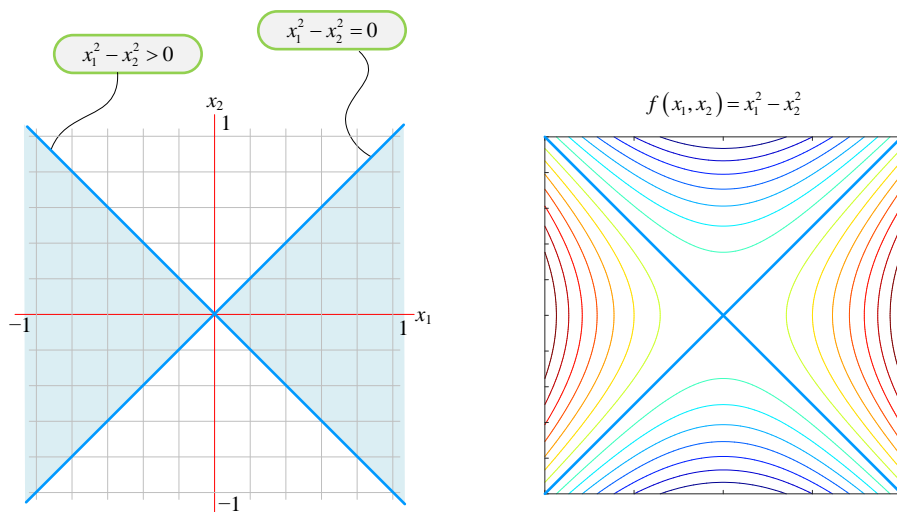


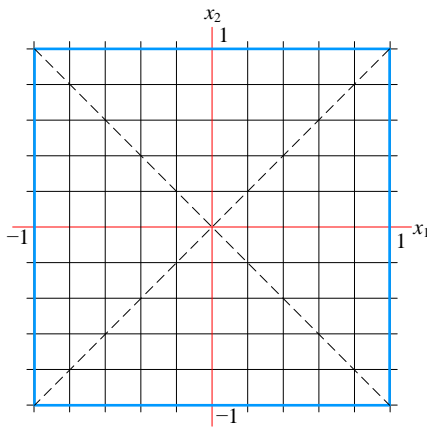
图 14. 退化双曲线及不等式区域

根据以上区域划分，改写 (37) 得到：

$$\begin{cases} x_1 = \pm 1 & x_1^2 - x_2^2 > 0 \\ x_2 = \pm 1 & x_1^2 - x_2^2 < 0 \end{cases} \quad (40)$$

由于 x_1 和 x_2 的取值范围均为 $[-1, 1]$ ，所以在图 14 所示阴影区域中，图像为两条竖直线段 ($x_1 = \pm 1$)；类似地，在 $x_1^2 - x_2^2 < 0$ 对应区域中，图像为两条水平线段 ($x_2 = \pm 1$)。

综合以上分析，可以得到 (36) 对应的图像，具体如图 15 所示。

图 15. $\max\{|x_1|, |x_2|\} = 1$ 解析式图像

3.6 再谈距离度量

把 (2) 写成 \mathbf{x} 和 \mathbf{q} 两个列向量之差的 L^p 范数，可以得到：

$$\|\mathbf{x} - \mathbf{q}\|_p = \left(|x_1 - q_1|^p + |x_2 - q_2|^p + \cdots + |x_D - q_D|^p \right)^{1/p} = \left(\sum_{j=1}^D |x_j - q_j|^p \right)^{1/p} \quad (41)$$

其中, $p \geq 1$, 列向量 \mathbf{x} 和 \mathbf{q} 分别为:

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_D \end{bmatrix}, \quad \mathbf{q} = \begin{bmatrix} q_1 \\ q_2 \\ \vdots \\ q_D \end{bmatrix} \quad (42)$$

\mathbf{q} 常被称作**查询点** (query point)。

如图 16 所示, (41) 相当于 D 维空间中, \mathbf{x} 和 \mathbf{q} 两点“距离”。距离 $\|\mathbf{x} - \mathbf{q}\|_p$ 的取值为 $[0, +\infty)$ 。 L^p 范数的 p 取不同值时, 我们得到不同的距离度量。

白话说, L^p 范数这个数学工具把向量变成了非负标量, 这个标量代表“距离”远近。

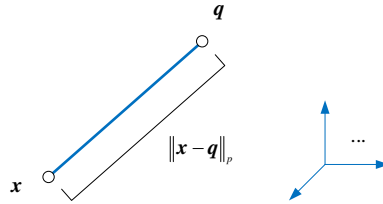


图 16. D 维空间中 \mathbf{x} 和 \mathbf{q} 之间的“距离”

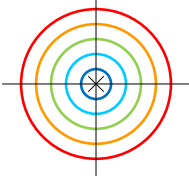
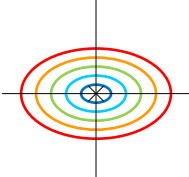
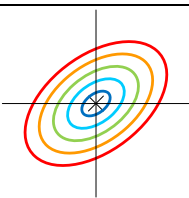
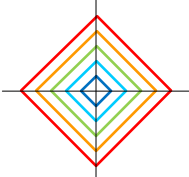
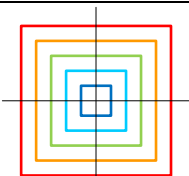
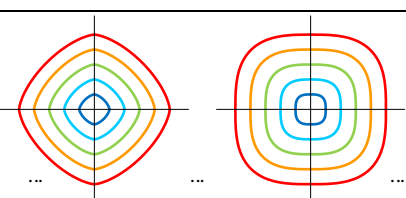
本系列丛书《数学要素》一册第 7 章给出表 1, 表格总结常见距离度量的等距线。我们又在表中加入了不同距离度量的计算式。有了本章 L^p 范数这个数学工具, 大家应该能够理解表 1 中欧氏距离、城市街区距离、切比雪夫距离、闵氏距离的背后的数学思想。本书第 20 章将简要介绍马氏距离, 本系列丛书《概率统计》有一章专门讲解马氏距离及其应用。标准化欧式距离可以看成是特殊的马氏距离。



我们用 Streamlit 和 Plotly 制作了一个 App, 计算并可视化平面上不同点距离鸢尾花数据质心的距离。App 包含表 1 中各种距离度量。请大家参考 Streamlit_Bk4_Ch3_03.py。请大家特别注意马氏距离的等高线, 本书第 20 章将介绍马氏距离的原理。

表 1. 常见距离定义及等距线形状, 来自《数学要素》

距离度量	定义	平面直角坐标系中等距线
------	----	-------------

欧氏距离 (Euclidean distance)	$\sqrt{(x-q)^T(x-q)}$	
标准化欧氏距离 (standardized Euclidean distance)	$\sqrt{(x-q)^T D^{-1}(x-q)}$ D 为对角方阵，对角线上元素为每个特征的方差，即 $D = \text{diag}(\text{diag}(\Sigma))$	
马氏距离 (Mahalanobis distance)	$\sqrt{(x-q)^T \Sigma^{-1}(x-q)}$ Σ 为协方差矩阵	
城市街区距离 (city block distance)	$\ x-q\ _1$	
切比雪夫距离 (Chebyshev distance)	$\ x-q\ _\infty$	
闵氏距离 (Minkowski distance)	$\ x-q\ _p$	

高斯核函数：从距离到亲密度

在很多应用场合，我们需要把“距离”转化为“亲密度”，就好比上一章余弦距离和余弦相似度之间的关系。

为了把距离 $\|x-q\|_p$ 转化成亲密度，我们需要借助复合函数这个工具。本系列丛书《数学要素》一册介绍过**高斯函数** (Gaussian function)。二元高斯函数的基本形式为：

$$f(x_1, x_2) = \exp(-\gamma(x_1^2 + x_2^2))$$

(43)

本 PDF 文件为作者草稿，发布目的为方便大家在移动终端学习，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 17 所示 γ 对二元高斯核函数形状影响。 γ 越大坡面越陡峭。

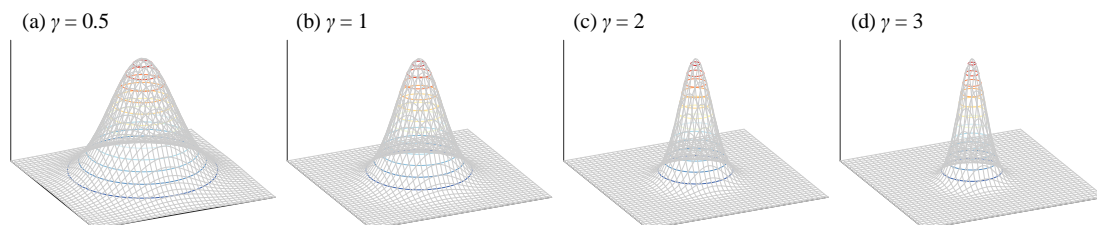


图 17. 高斯核曲面随 γ 变化

有了 L^2 范数，我们就可以定义机器学习中一个重要的函数——高斯核函数：

$$\kappa_{\text{RBF}}(\mathbf{x}, \mathbf{q}) = \exp(-\gamma \|\mathbf{x} - \mathbf{q}\|_2^2) = \exp(-\gamma \|\mathbf{x} - \mathbf{q}\|^2) \quad (44)$$

其中， $\gamma > 0$ 。

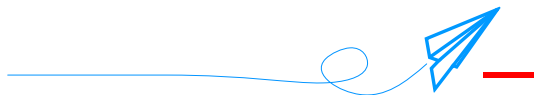
(44) 也可以写成：

$$\kappa_{\text{RBF}}(\mathbf{x}, \mathbf{q}) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{q}\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (45)$$

高斯核函数也叫**径向基核函数** (radial basis function kernel 或 RBF kernel)。不难发现，上式函数的取值范围为 $(0, 1]$ 。当 $\mathbf{x} = \mathbf{q}$ 时函数值为 1，函数值无限接近 0，却不能取到 0。

(44) 中 $\|\mathbf{x} - \mathbf{q}\|_2^2$ 是 L^2 范数平方，即 \mathbf{x} 和 \mathbf{q} 两点欧几里得距离平方。径向基函数把代表距离的 $\|\mathbf{x} - \mathbf{q}\|_2^2$ 变成亲密度。也就是说，距离平方值 $\|\mathbf{x} - \mathbf{q}\|_2^2$ 越大，径向基函数越小，代表 \mathbf{x} 和 \mathbf{q} 越疏远。相反，距离平方值 $\|\mathbf{x} - \mathbf{q}\|_2^2$ 越小，径向基函数越大，代表 \mathbf{x} 和 \mathbf{q} 越靠近。

从 $(\mathbf{x} - \mathbf{q})$ 到 $\|\mathbf{x} - \mathbf{q}\|_2$ 、再到 $\exp(-\gamma \|\mathbf{x} - \mathbf{q}\|_2^2)$ 是“向量 \rightarrow 距离 (标量) \rightarrow 亲密度 (标量)”的转化过程。大家将会在多元高斯分布概率密度函数中看到类似的转化。



本章从几何视角和大家聊了 L^p 范数，向量范数从不同角度度量了向量的“大小”。以下这四幅图像总结本章的主要内容。 L^p 范数在本系列丛书的应用主要有两大方面：1) 距离度量；2) 正则化。请大家格外注意，只有 $p \geq 1$ 时，才叫范数。

此外，请大家注意本章内容和本系列丛书《数学要素》第 7 章的“等距线”和第 9 章的“超椭圆”这两个数学概念的联系。

矩阵也有范数，这是本书第 18 章要讨论的话题之一。

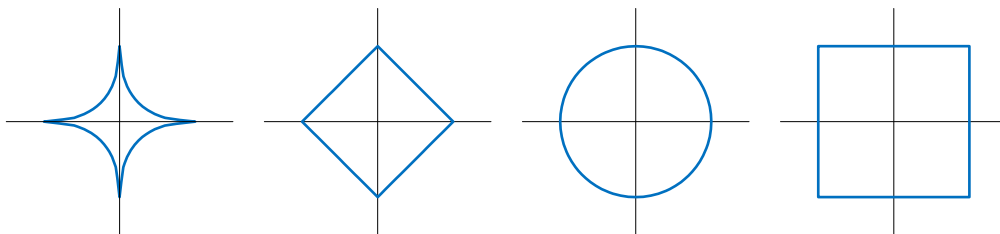


图 18. 总结本章重要内容的四幅图，第一幅子图并非范数