3 向量范数

Vector Norm

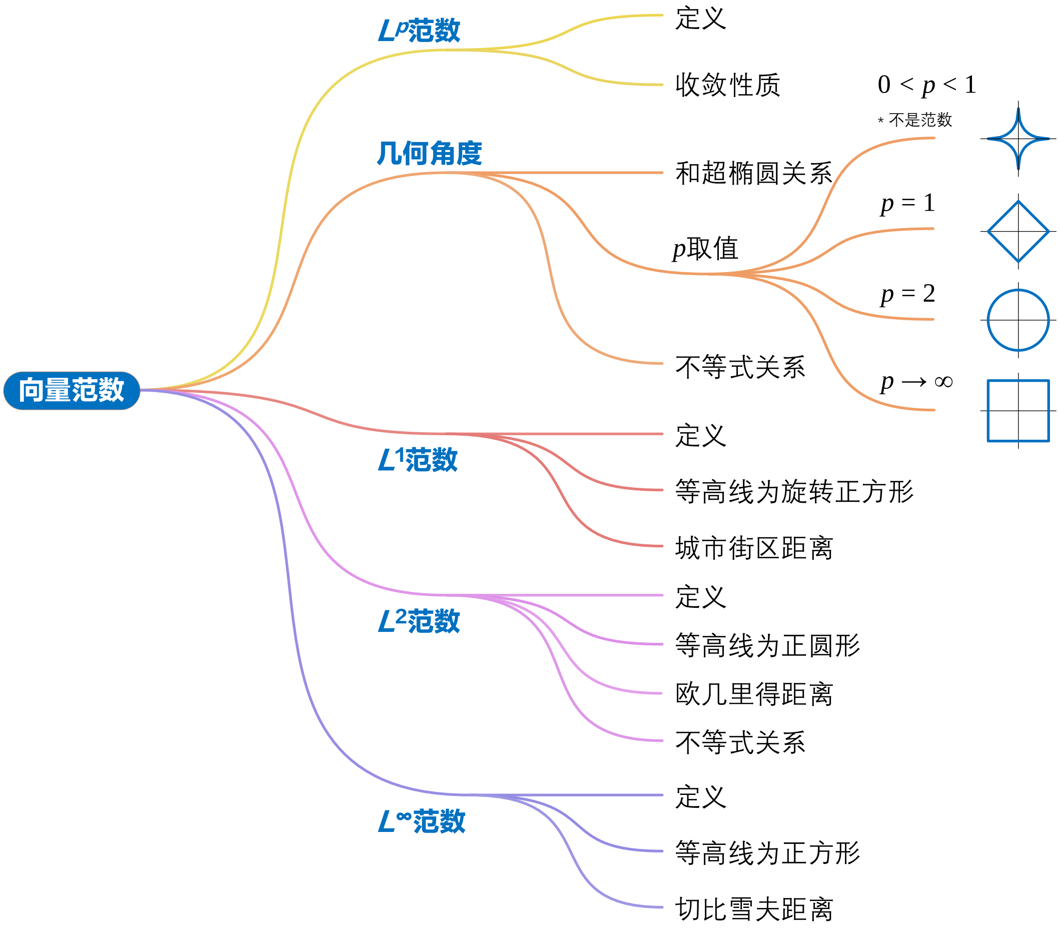
欧几里得距离的延伸

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.linsapce() 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


向量范数
L^p范数
定义
收敛性质
几何角度
和超椭圆关系
p取值
$0 < p < 1$
* 不是范数
$p = 1$
$p = 2$
$p \to \infty$
不等式关系
L^1范数
定义
等高线为旋转正方形
城市街区距离
L^2范数
定义
等高线为正圆形
欧几里得距离
不等式关系
L^∞范数
定义
等高线为正方形
切比雪夫距离

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 $\boldsymbol{x}$：

$$\boldsymbol{x} = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_D \end{bmatrix}^{\mathrm{T}} \tag{1}$$

向量 $\boldsymbol{x}$ 的 L^p 范数定义为：

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

(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 Lp 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 $\|\boldsymbol{x}\|_p \geq 0$。$L^p$ 范数代表“距离”，也一种“向量 → 标量”的运算规则。

两个特殊范数

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

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

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

特别地，当 p 趋向+∞时，对应的范数记成 L^∞。L^∞范数定义为：

$$\|\boldsymbol{x}\|_\infty = \max\left(|x_1|, |x_2|, \ldots, |x_D|\right) \tag{4}$$

即，$\|\boldsymbol{x}\|_\infty$ 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 $\boldsymbol{x}$：

$$\boldsymbol{x} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \end{bmatrix}^{\mathrm{T}} \tag{5}$$

向量 $\boldsymbol{x}$ 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 长方体边长之和：

$$\|\boldsymbol{x}\|_1 = |1| + |2| + |3| = 6 \tag{6}$$

L^2 范数是图 1 向量 $\boldsymbol{x}$ 的长度：

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

向量 $\boldsymbol{x}$ 的 L^3 范数可以通过下式求得：

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

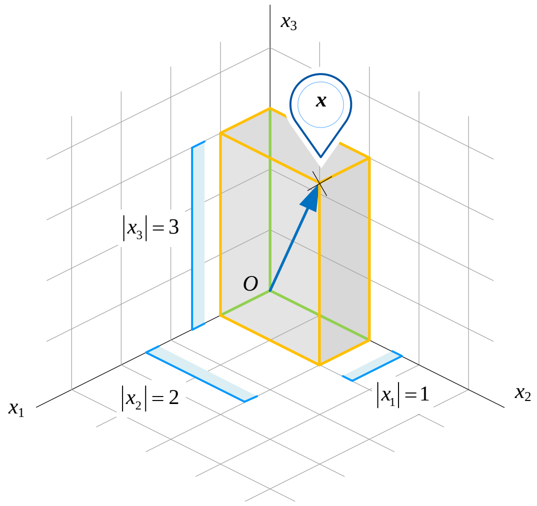


图 1. 向量 $\boldsymbol{x}$ 在三维直角坐标系的位置

类似地，计算向量 $\boldsymbol{x}$ 的 L^4 范数：

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

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

$$\|\boldsymbol{x}\|_\infty = \max\left(|1|, |2|, |3|\right) = 3 \tag{10}$$

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

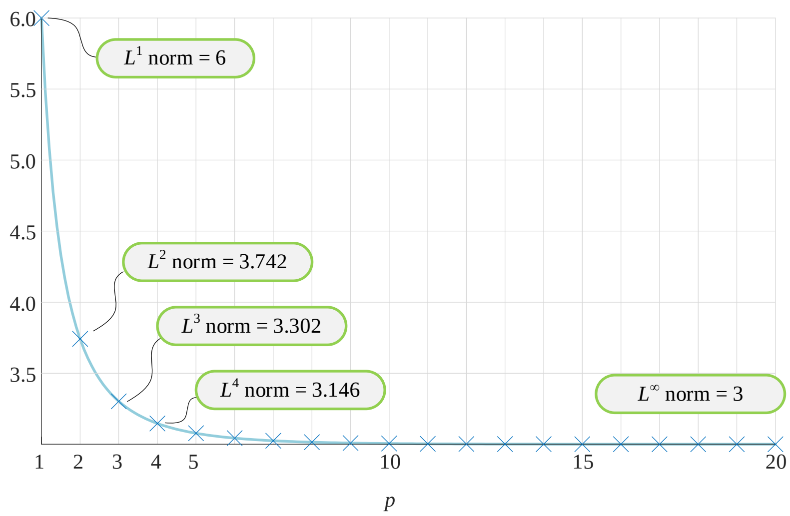


图 2. L^p 范数随 p 变化

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+∞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 $\boldsymbol{x} = [x_1, x_2]^T$，$\boldsymbol{x}$ 的 L^p 范数为：

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

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 $f(x_1, x_2)$：

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

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：

$$f(x_1, x_2) = |x_1| + |x_2| \tag{13}$$

$p = 2$ 时，$f(x_1, x_2)$ 函数等高线为正圆：

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

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

$$f(x_1, x_2) = \max\left(|x_1|, |x_2|\right) \tag{15}$$

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：

$$\|\boldsymbol{x}\|_\infty \le \|\boldsymbol{x}\|_2 \le \|\boldsymbol{x}\|_1 \tag{16}$$

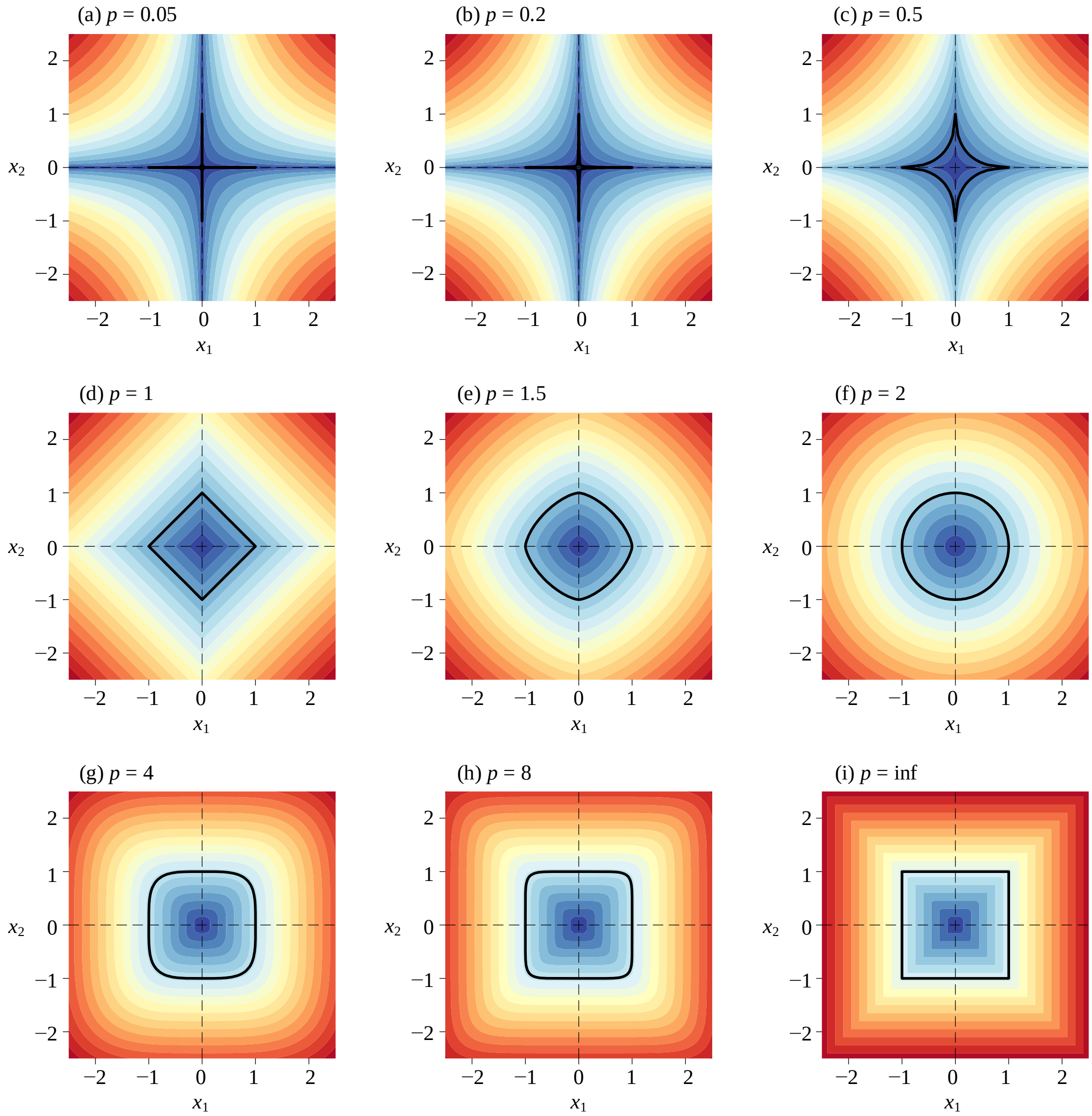


图 3. p 取不同正数时，二元函数等高线。图中 $p < 1$ 对应的等高线不是范数

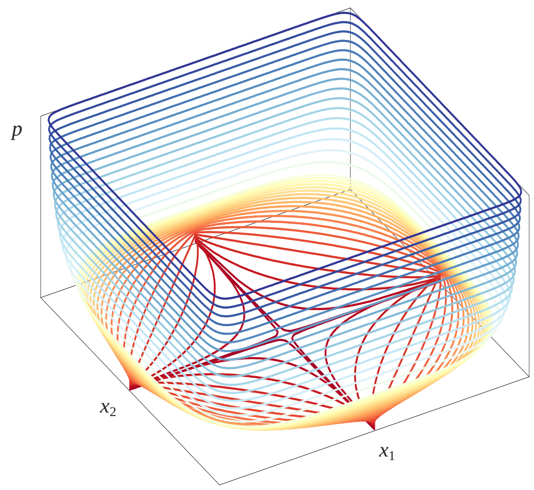


图 4. 随着 p 增大，等高线一层层包裹。图中 $p < 1$ 对应的等高线不是范数

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)：

$$\|x+y\|_p \leq \|x\|_p + \|y\|_p \tag{17}$$

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。

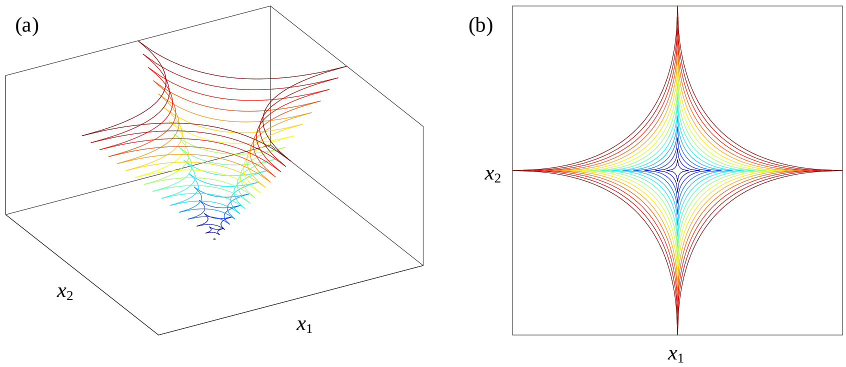


图 5. $p = 0.5$，L^p 范数等高线图像

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。

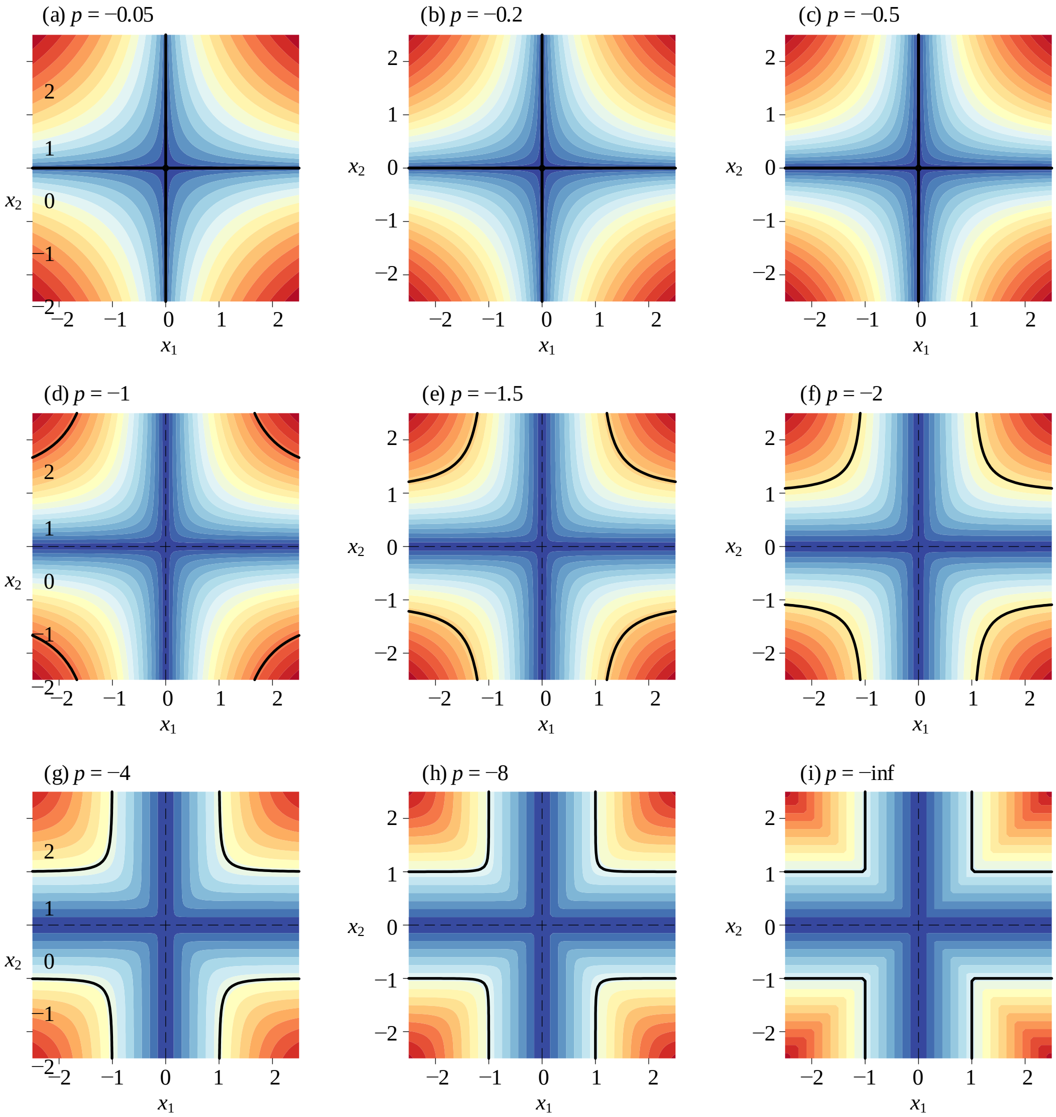


图 6. p 取不同负数时，函数等高线变化

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 $\boldsymbol{x}$ 的 L^1 范数定义为：

$$\|\boldsymbol{x}\|_1 = |x_1| + |x_2| + \cdots + |x_D| = \sum_{j=1}^{D} |x_j| \tag{18}$$

当 $D = 2$ 时，向量 $\boldsymbol{x}$ 的 L^1 范数为：

$$\|\boldsymbol{x}\|_1 = |x_1| + |x_2| \tag{19}$$

(19) 中 L^1 范数等于 1 时，得到解析式：

$$|x_1|+|x_2|=1 \tag{20}$$

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：

$$\begin{cases} x_1+x_2=1 & 0\le x_1\le 1,\quad 0\le x_2\le 1 \\ -x_1+x_2=1 & -1\le x_1\le 0,\quad 0\le x_2\le 1 \\ x_1-x_2=1 & 0\le x_1\le 1,\quad -1\le x_2\le 0 \\ -x_1-x_2=1 & -1\le x_1\le 0,\quad -1\le x_2\le 0 \end{cases} \tag{21}$$

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。

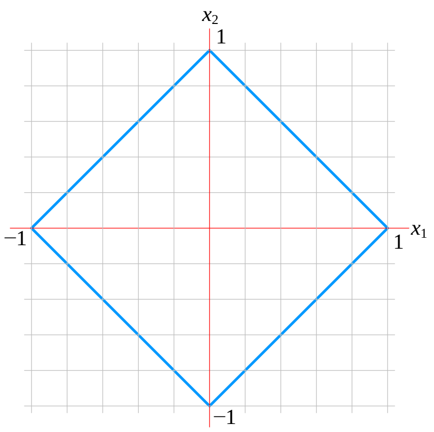


图 7. $|x_1|+|x_2|=1$ 解析式图像

图 8 所示为如下函数的等高线图像：

$$f(x_1,x_2)=|x_1|+|x_2| \tag{22}$$

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。

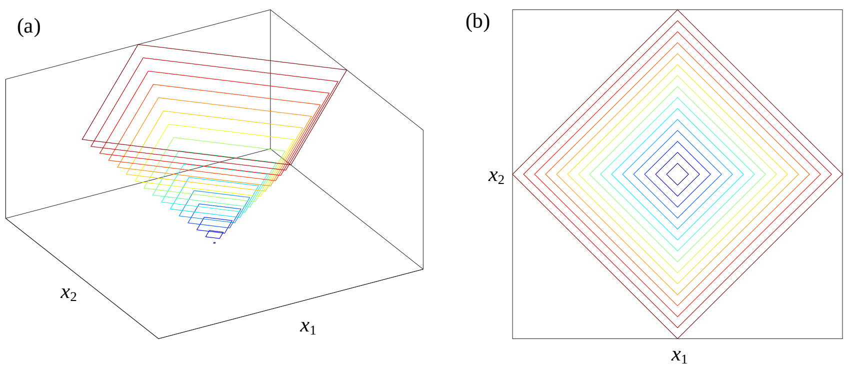


图 8. $p = 1$ 时，L^p 范数等高线图像

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 L1 正则项中起到重要作用。

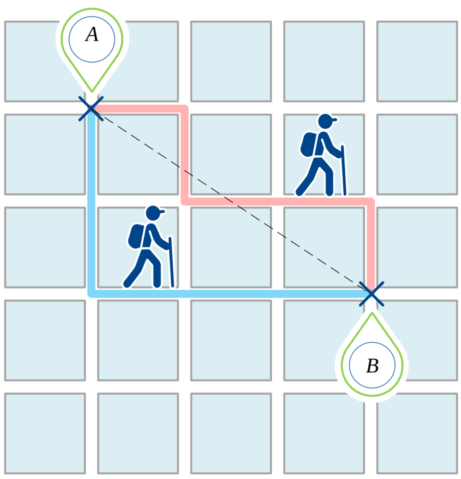


图 9. 城市街区距离

3.4 L^2 范数：正圆

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

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

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

$$\|\boldsymbol{x}\|_2 = \sqrt{x_1^2 + x_2^2} \tag{24}$$

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：

$$x_1^2 + x_2^2 = 1 \tag{25}$$

图 10 所示为 (25) 图像。

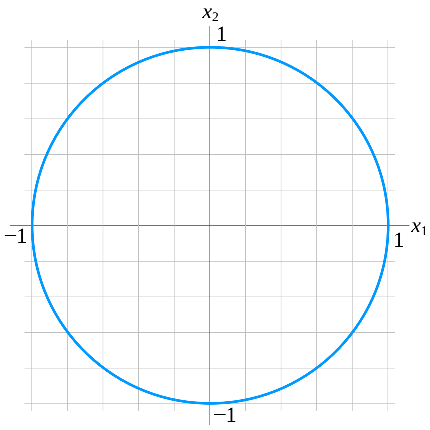


图 10. $x_1^2 + x_2^2 = 1$ 解析式图像

另外，实践中也经常使用 L^2 范数的平方，比如，

$$\|\boldsymbol{x}\|_2^2 = x_1^2 + x_2^2 \tag{26}$$

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

$$\|\boldsymbol{x}\|_2^2 = \|\boldsymbol{x}\|^2 = \langle \boldsymbol{x}, \boldsymbol{x} \rangle = \boldsymbol{x} \cdot \boldsymbol{x} = \boldsymbol{x}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{x} \tag{27}$$

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。

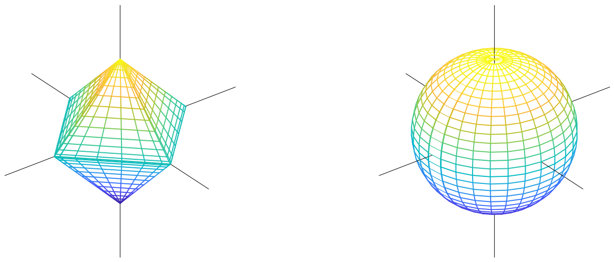


图 11. p = 1、2，D = 3 时，L^p 范数对应的几何体

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。

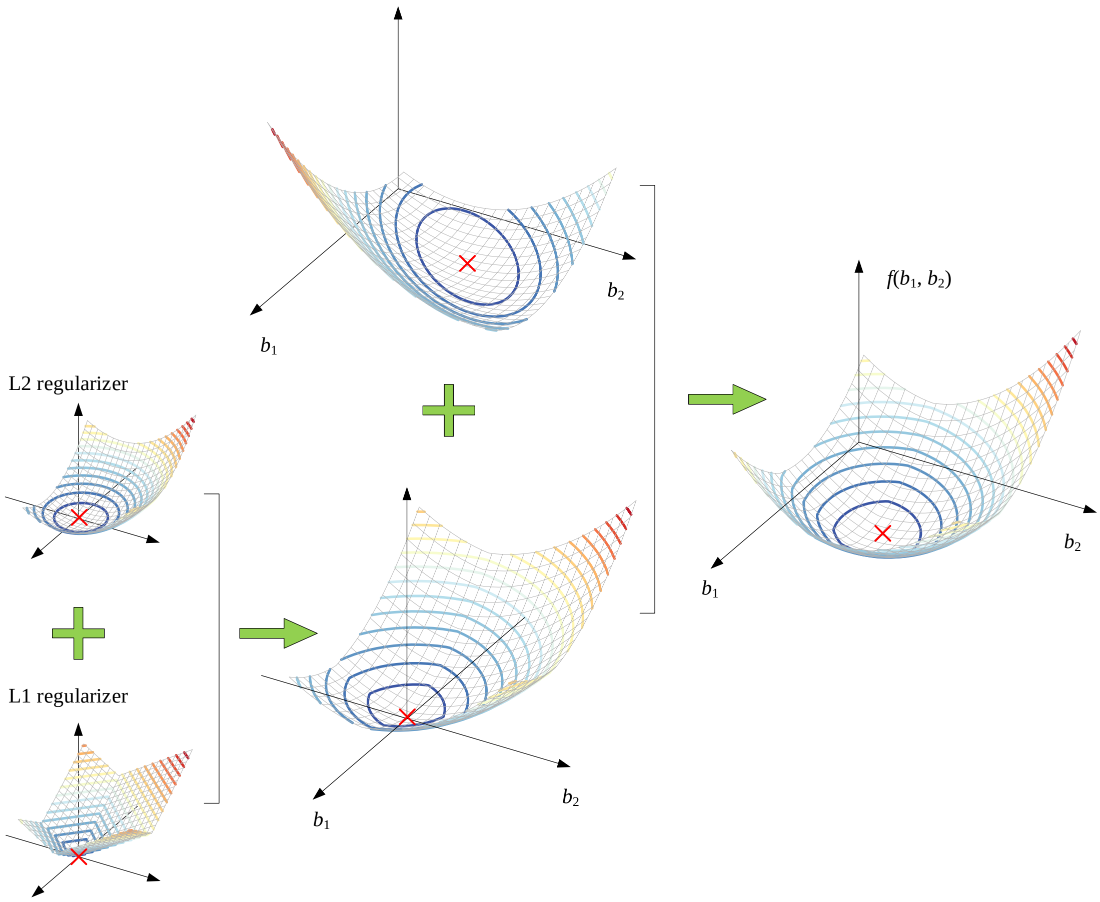


图 12. 弹性网络回归参数曲面

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：

$$\|\boldsymbol{u}\|_2 + \|\boldsymbol{v}\|_2 \geq \|\boldsymbol{u}+\boldsymbol{v}\|_2 \tag{28}$$

举个例子，给定向量 $\boldsymbol{u}$ 和 $\boldsymbol{v}$：

$$\boldsymbol{u} = \begin{bmatrix} 4 & 3 \end{bmatrix}^{\mathrm{T}}, \quad \boldsymbol{v} = \begin{bmatrix} -2 & 4 \end{bmatrix}^{\mathrm{T}} \tag{29}$$

向量 $\boldsymbol{u}$ 和 $\boldsymbol{v}$ 两者之和为：

$$\boldsymbol{u}+\boldsymbol{v} = \begin{bmatrix} 4 & 3 \end{bmatrix}^{\mathrm{T}} + \begin{bmatrix} -2 & 4 \end{bmatrix}^{\mathrm{T}} = \begin{bmatrix} 2 & 7 \end{bmatrix}^{\mathrm{T}} \tag{30}$$

图 13 所示为向量 $\boldsymbol{u}$ 和 $\boldsymbol{v}$ 以及 $\boldsymbol{u}+\boldsymbol{v}$ 在平面上的关系。

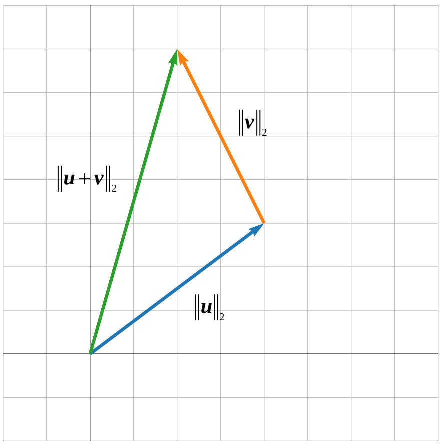


图 13. 向量 $\boldsymbol{u}$ 和 $\boldsymbol{v}$ 以及两者之和

$\boldsymbol{u}$ 和 $\boldsymbol{v}$ 的 L^2 范数分别为：

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

$\boldsymbol{u}$ 和 $\boldsymbol{v}$ 的 L^2 范数和为：

$$\|\boldsymbol{u}\|_2 + \|\boldsymbol{v}\|_2 \approx 9.4721 \tag{32}$$

$\boldsymbol{u}+\boldsymbol{v}$ 的 L^2 范数为：

$$\|\boldsymbol{u}+\boldsymbol{v}\|_2 = \sqrt{2^2+7^2} = \sqrt{54} \approx 7.2801 \tag{33}$$

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 $\boldsymbol{x}$ 的 L^∞范数的定义为：

$$\|\boldsymbol{x}\|_\infty = \max\left(|x_1|,|x_2|,\cdots,|x_D|\right) \tag{34}$$

上式也叫做**切比雪夫距离** (Chebyshev distance)。

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

$$\|\boldsymbol{x}\|_\infty = \max\left(|x_1|,|x_2|\right) \tag{35}$$

当 L^∞范数等于 1 时，可以得到如下平面图形解析式：

$$\max\left\{|x_1|,\ \ |x_2|\right\} = 1 \tag{36}$$

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：

$$\begin{cases} |x_1| = 1 & |x_1| > |x_2| \\ |x_2| = 1 & |x_2| > |x_1| \end{cases} \tag{37}$$

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：

$$x_1^2 - x_2^2 > 0 \tag{38}$$

当把大于号 > 换成等号 = 时，得到下式：

$$x_1^2 - x_2^2 = 0 \tag{39}$$

可以很容发现，(39) 为蜕化双曲线，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。

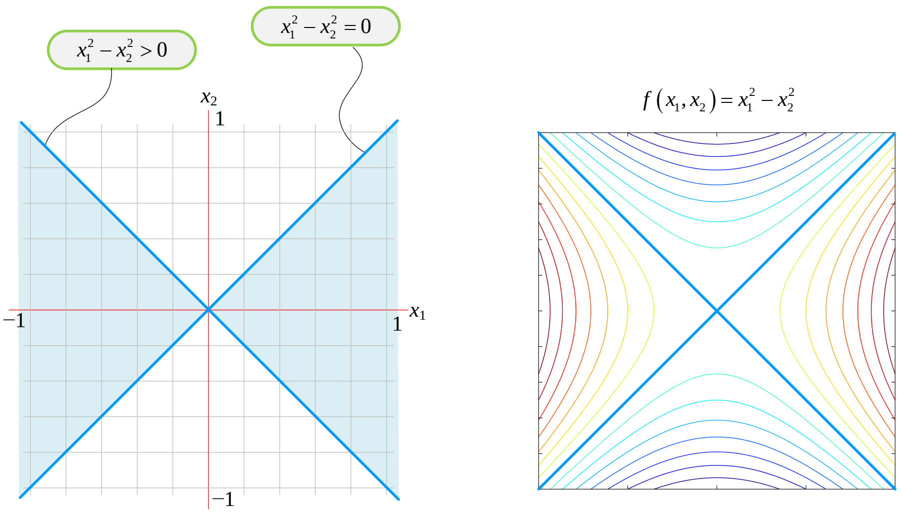


图 14. 蜕化双曲线及不等式区域

根据以上区域划分，改写 (37) 得到：

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

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 = ±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 = ±1)。

综合以上分析，可以得到 (36) 对应的图像，具体如图 15 所示。

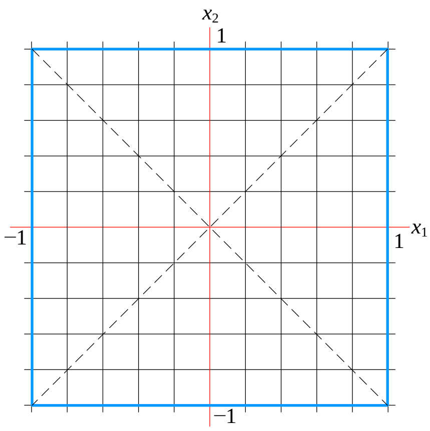


图 15. $\max\{|x_1|, |x_2|\} = 1$ 解析式图像

3.6 再谈距离度量

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

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

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

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

$\boldsymbol{q}$ 常被称作**查询点** (query point)。

如图 16 所示，(41) 相当于 D 维空间中，$\boldsymbol{x}$ 和 $\boldsymbol{q}$ 两点“距离”。距离 $\left\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{q}\right\|_p$ 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。

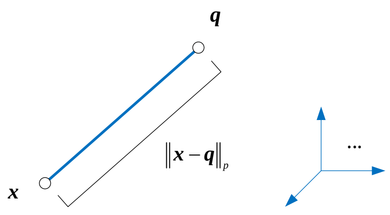


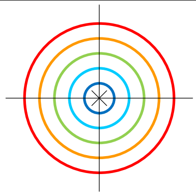
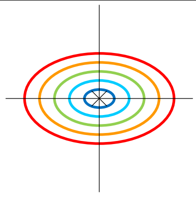
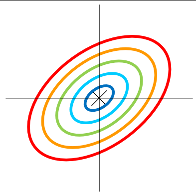
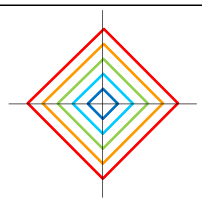
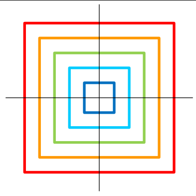
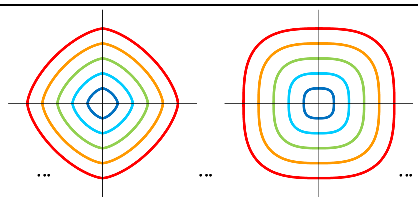
图 16. D 维空间中 $\boldsymbol{x}$ 和 $\boldsymbol{q}$ 之间的“距离”

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，大家应该理解中欧氏距离、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)	$\sqrt{(\boldsymbol{x}-\boldsymbol{q})^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{x}-\boldsymbol{q})}$	
标准化欧氏距离 (standardized Euclidean distance)	$\sqrt{(\boldsymbol{x}-\boldsymbol{q})^{\mathrm{T}}\boldsymbol{D}^{-1}(\boldsymbol{x}-\boldsymbol{q})}$ $\boldsymbol{D}$ 为对角方阵，对角线上元素为每个特征的方差，即 $\boldsymbol{D}$ = diag(diag($\boldsymbol{\Sigma}$))	
马氏距离 (Mahalanobis distance)	$\sqrt{(\boldsymbol{x}-\boldsymbol{q})^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\boldsymbol{x}-\boldsymbol{q})}$ $\boldsymbol{\Sigma}$ 为协方差矩阵	
城市街区距离 (city block distance)	$\lVert\boldsymbol{x}-\boldsymbol{q}\rVert_1$	
切比雪夫距离 (Chebyshev distance)	$\lVert\boldsymbol{x}-\boldsymbol{q}\rVert_\infty$	
闵氏距离 (Minkowski distance)	$\lVert\boldsymbol{x}-\boldsymbol{q}\rVert_p$	

高斯核函数：从距离到亲近度

在很多应用场合，我们需要把“距离”转化为“亲近度”，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 $\lVert\boldsymbol{x}-\boldsymbol{q}\rVert_p$ 转化成亲近度，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：

$$f(x_1,x_2)=\exp\left(-\gamma\left(x_1^2+x_2^2\right)\right) \tag{43}$$

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。

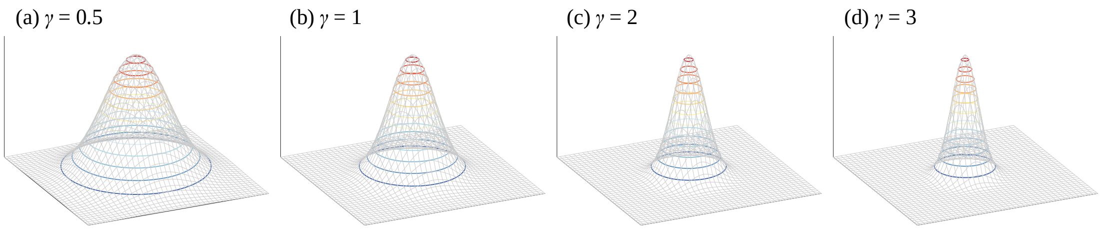


图 17. 高斯核曲面随 γ 变化

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：

$$\kappa_{\mathrm{RBF}}(\boldsymbol{x},\boldsymbol{q}) = \exp\left(-\gamma\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{q}\|_2^2\right) = \exp\left(-\gamma\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{q}\|^2\right) \tag{44}$$

其中，$\gamma > 0$。

(44) 也可以写成：

$$\kappa_{\mathrm{RBF}}(\boldsymbol{x},\boldsymbol{q}) = \exp\left(-\frac{\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{q}\|^2}{2\sigma^2}\right) \tag{45}$$

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 $\boldsymbol{x} = \boldsymbol{q}$ 时函数值为 1，函数值无限接近 0，却不能取到 0。

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

从 $(\boldsymbol{x}-\boldsymbol{q})$ 到 $\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{q}\|_2$、再到 $\exp\left(-\gamma\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{q}\|_2^2\right)$ 是“向量 → 距离 (标量) → 亲近度 (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”。以下这四副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。

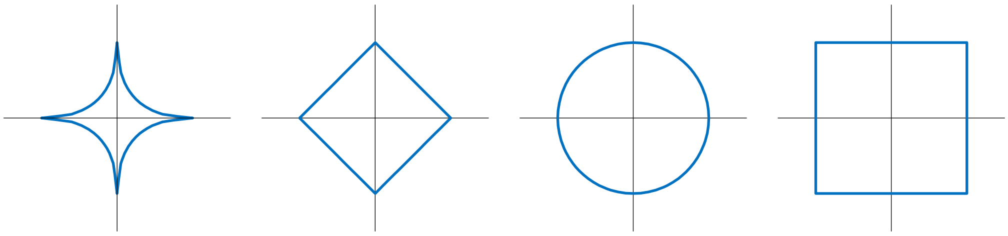


图 18. 总结本章重要内容的四副图，第一幅子图并非范数