

数据科学基础

Foundations of Data Science

5.2 高维几何性质

陈振宇 南京大学智能软件工程实验室 www.iselab.cn

距离(度量)

集合 A 上的度量 $d: X \times X \to R$ 称之为"距离函数"或简称"距离",如果对于A内任意的 x, y, z,均满足如下条件:

- $d(x, y) \ge 0$ (非负性), d(x, y) = 0 当且仅当 x = y
- d(x, y) = d(y, x) (对称性)
- $d(x, z) \le d(x, y) + d(y, z)$ (三角不等式)

范数

映射 $\|\cdot\|: R^n \to R^+ \cup \{0\}$ 称之为范数:

①非负性
$$||X|| \ge 0, \exists ||X|| = 0 \Leftrightarrow X = 0$$

②齐次性
$$\forall a \in R, ||aX|| = |a| \cdot ||X||$$

③三角不等式
$$||X + Y|| \le ||X|| + ||Y||$$

向量空间中,我们通过范数诱导度量定义两点的距离: |X-Y|

p范数

常用p范数定义如下: $\|\mathbf{x}\|_{p} = (\sum_{i=1}^{n} |\mathbf{x}_{i}|^{p})^{1/p}$

- 1范数定义如下: $\|x\|_1 = \sum_{i=1}^n |x_i|$
- 2范数定义如下: $\|\mathbf{x}\|_2 = (\sum_{i=1}^n |\mathbf{x}_i|^2)^{1/2}$
- ∞ 范数定义如下: $\|\mathbf{x}\|_{\infty} = \max_{i}(|\mathbf{x}_{i}|)$

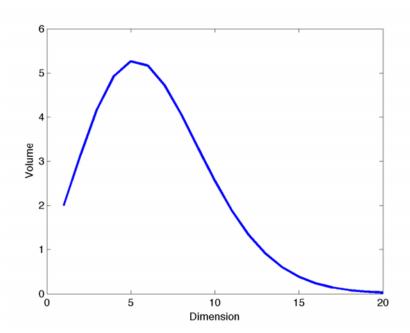
单位球体

【定理】d维单位球体的体积为: $V(d) = \frac{\pi^{\frac{d}{2}}}{\frac{d}{2} \Gamma(\frac{d}{2})}$

其中Γ是Gamma函数,使用斯特林公式,

$$\Gamma(n) \sim \sqrt{\frac{2\pi}{n}} \left(\frac{n}{e}\right)^n$$

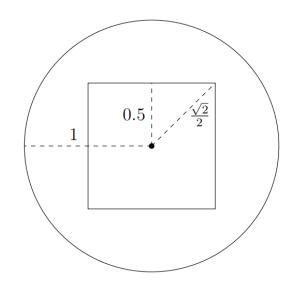
$$V(d) \to 0$$
 as $d \to \infty$.

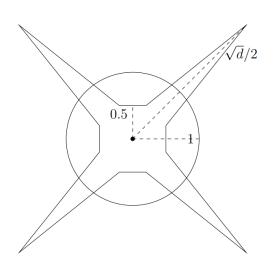


| Dimension | Volume of a ball of radius R |
|-----------|---|
| 0 | 1 |
| 1 | 2R |
| 2 | $\pi R^2 pprox 3.142 	imes R^2$ |
| 3 | $\frac{4\pi}{3}R^3\approx 4.189\times R^3$ |
| 4 | $\frac{\pi^2}{2}R^4\approx 4.935\times R^4$ |
| 5 | $rac{8\pi^2}{15}R^5pprox 5.264	imes R^5$ |
| 6 | $rac{\pi^3}{6}R^6pprox 5.168	imes R^6$ |
| 7 | $rac{16\pi^3}{105}R^7pprox 4.725	imes R^7$ |
| 8 | $\frac{\pi^4}{24}R^8\approx 4.059\times R^8$ |
| 9 | $rac{32\pi^4}{945}R^9pprox 3.299	imes R^9$ |
| 10 | $\frac{\pi^5}{120}R^{10}\approx 2.550\times R^{10}$ |
| 11 | $\frac{64\pi^5}{10395}R^{11}\approx 1.884\times R^{11}$ |
| 12 | $\frac{\pi^6}{720} R^{12} \approx 1.335 \times R^{12}$ |

单位球体与立方体

【定理】d维单位立方体的顶点距离为: $\frac{\sqrt{d}}{2}$

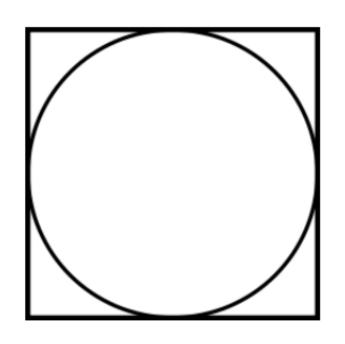






高维球体与立方体

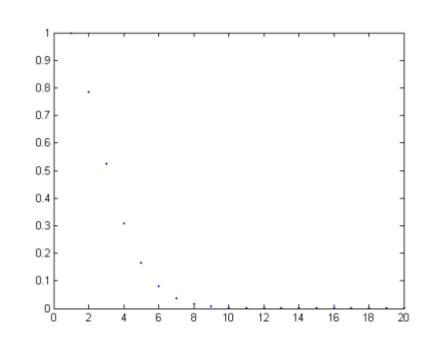
高维立方体的大部分体积位于其角落。



$$\operatorname{area}(B^2/C^2) = \frac{\pi}{4}$$

$$\operatorname{vol}(B^3/C^3) = \frac{\pi}{6}$$

$$vol(B^{20})/vol(C^{20}) \approx 2.5 \cdot 10^{-8}$$



高维环

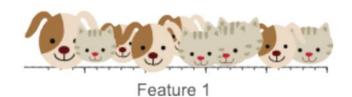


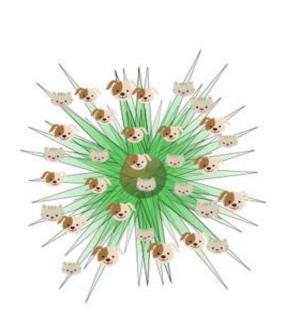
$$\{x \in \mathbb{R}^n : (1-r)^2 \le x_1^2 + \dots + x_n^2 \le 1\}$$

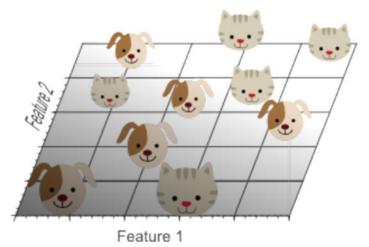
$$\frac{\text{vol Shell}(r)}{\text{vol}(B^n)} = \frac{\text{vol}(B^n) - (1-r)^n \text{vol}(B^n)}{\text{vol}(B^n)} = 1 - (1-r)^n.$$

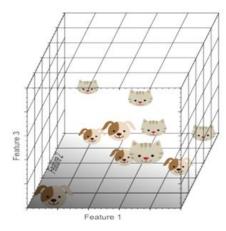
如果r=0.01 (1/100) 而 n=500, 则超过99% 的体积在百分之一的环上。

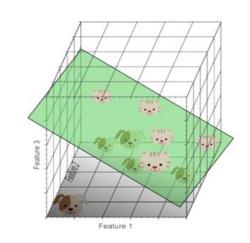
维数灾难











- 特征维度增加, 更易找到分类的超平面
- 给定训练样本,维度增加容易带来过拟合
- 维度增加,需要的样本数量呈指数增长

Johnson-Lindenstrauss定理

【定理】对给定的 $\varepsilon \in (0,1)$ 以及N维欧氏空间的 m个点 $\{x_1,\ldots,x_m\}$,对于任意满足条件 $n > (\log m)/(\varepsilon^2/2 - \varepsilon^3/3)$ 的正整数 n ,存在一个线性映射 $f: R^N \to R^n$,将这 m 个点,从 m (高维空间)中映射到m (低维空间)中,同时"基本上"保持了点集成员两两之间的距离,即:对于任意两个点 m ,m ; m ; m 有

$$\|(1-\epsilon)\|x_i-x_j\|_2^2 \leq \|f(x_i)-f(x_j)\|_2^2 \leq (1+\epsilon)\|x_i-x_j\|_2^2$$

更进一步地,这个线性映射f还可以在随机多项式时间内求出。

