

一揽子距离问题

Norm and distance

- A **norm** is a [function](#) that assigns a strictly positive *length* or *size* to each [vector](#) in a [vector space](#).
- **Distance** is a numerical description of how far apart objects are. In [mathematics](#), in particular [geometry](#), a [distance function](#) on a given [set](#) M is a [function](#) $d: M \times M \rightarrow \mathbf{R}$, where \mathbf{R} denotes the set of [real numbers](#).
- 范数的本质是距离，是具有“长度”概念的函数。存在的意义是为了实现比较。

More about distance funt

- $D(x,y) \geq 0$, and $d(x,y) = 0$ if and only if $x = y$. (非负性)
- $d(x,y) = d(y,x)$. (The distance between x and y is the same in either direction.) (对称性)
- $d(x,z) \leq d(x,y) + d(y,z)$. (满足三角不等式)

$$\text{1-norm distance} = \sum_{i=1}^n |x_i - y_i|$$

$$\text{2-norm distance} = \left(\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^2 \right)^{1/2}$$

$$p\text{-norm distance} = \left(\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^p \right)^{1/p}$$

$$\begin{aligned} \text{infinity norm distance} &= \lim_{p \rightarrow \infty} \left(\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^p \right)^{1/p} \\ &= \max(|x_1 - y_1|, |x_2 - y_2|, \dots, |x_n - y_n|). \end{aligned}$$

- 证明：夹逼准则

一系列的距定义

- （以二维空间为例，n维空间类似）
- 欧几里得距离：两点之间的直线距离
- 曼哈顿距离：两个点在标准坐标系上的绝对轴距之和
 $|x_1 - x_2| + |y_1 - y_2|$
- 切比雪夫距离：定义为其各坐标数值差的最大值
 $\text{Max}(|x_1 - x_2|, |y_1 - y_2|)$

闵可夫斯基距离：
$$\left(\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^p \right)^{1/p} .$$

看看上述距离定义是否满足 **General metric**

	非负性	对称性	三角不等式
欧式距离	满足	满足	满足（证明）
曼哈顿距离	满足	满足	满足（证明）
切比雪夫距离	满足	满足	满足（证明）

欧式距离：取 α, β 表示 n 维向量。

$|\alpha + \beta| = \sqrt{(\alpha + \beta, \alpha + \beta)} = \sqrt{(\alpha, \alpha) + 2(\alpha, \beta) + (\beta, \beta)} \leq \sqrt{(\alpha, \alpha) + 2|\alpha| \cdot |\beta| + (\beta, \beta)} = \sqrt{|\alpha|^2 + 2|\alpha| \cdot |\beta| + |\beta|^2} = |\alpha| + |\beta|$ （柯西-施瓦茨不等式 $|\langle x, y \rangle| \leq \|x\| \cdot \|y\|$ ）

其中 $(\alpha + \beta, \alpha + \beta) = (\alpha, \alpha) + 2(\alpha, \beta) + (\beta, \beta)$

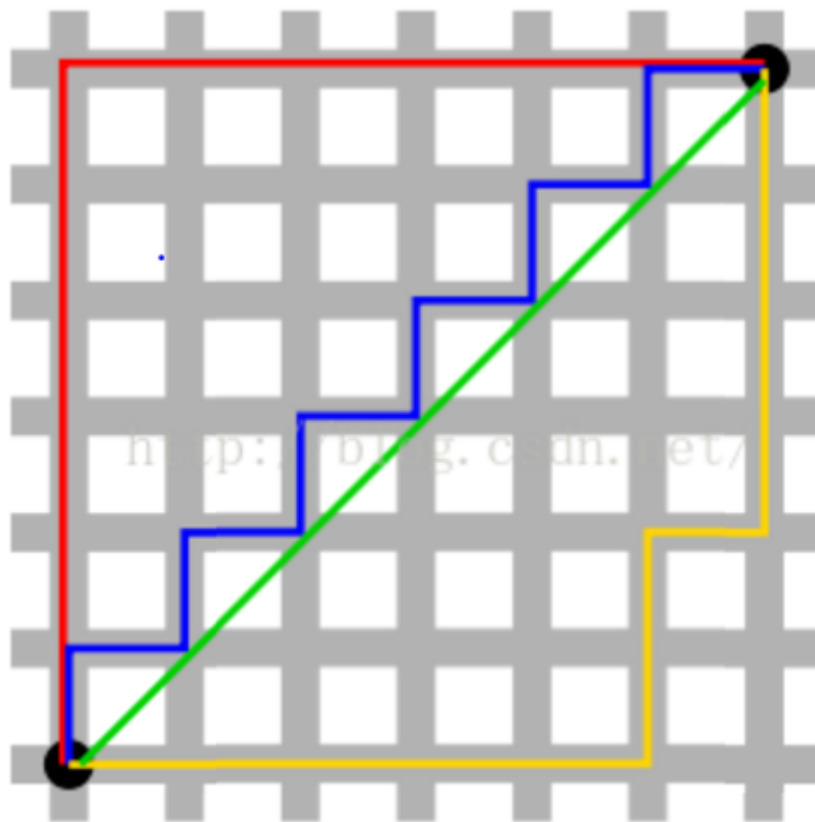
(α, β) 表示内积。

曼哈顿距离：取等 iff 第三个点在初始的两个点所围成的区域中。

切比雪夫距离：取 α, β 表示 n 维向量,取 $z = \alpha + \beta$

（绝对值不等式）

$$\max_i |z_i| = \max_i |x_i + y_i| \leq \max_i (|x_i| + |y_i|) \leq \max_i |x_i| + \max_i |y_i|.$$



通俗理解：

- 欧式距离：斜边
- 曼哈顿距离：两直角边和
- 切比雪夫距离：两直角边中的较大者

问题讨论：量化距离

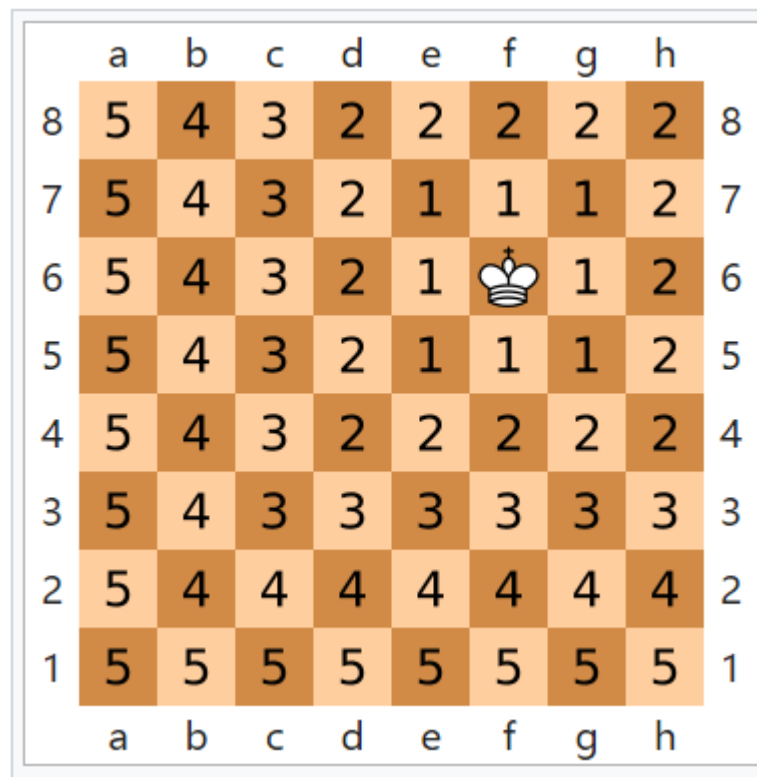
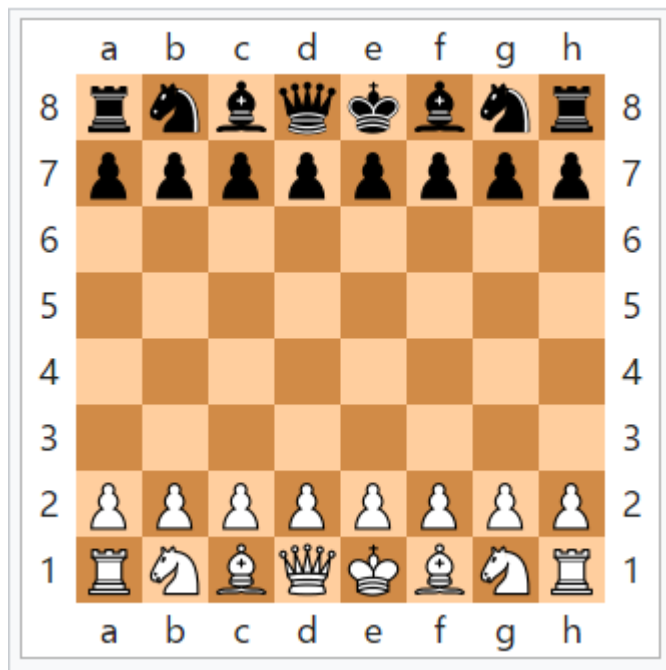
- 假设你是服装厂的老总，你手上有一批数据：包括社会上随机人群的身高和体重。
- 你需要根据上述的大量数据设定服装厂生产的服装 **size** 的产能分配。
- 即问题需要根据身高和体重来度量人的体型的相似程度。
- 举个例子：张三身高180cm，体重100kg，李四身高175cm,体重90kg。我们应该怎么样来定义上述两人的体型的距离。

上述不同距离的性质

- 欧式距离：将样品的不同属性（即各指标或各变量）之间的差别等同看待。同时从距离角度来看，它认为两点之间，始终是可以**通过直线距离到达的**（更适用于欧氏空间）。
- 从原点到目标点，往往直走不能到达的。曼哈顿距离加入了一些这方面的考虑。但是在其距离计算中，认为各个维度对于距离 d 的贡献权重是一样的。
- 切比雪夫中说的距离则是两者的结合体（即可直线走，也可沿着格子走）。二个点之间的距离定义是其**各坐标数值差绝对值的最大值**。此距离中，加入了优化的成分，通过最值来定义距离。

- 二维样本(身高,体重), 其中身高范围是150~190, 体重范围是50~60, 有三个样本: $a(180,50)$, $b(190,50)$, $c(180,60)$ 。那么a与b之间的闵氏距离(无论是曼哈顿距离、欧氏距离或切比雪夫距离)等于a与c之间的闵氏距离, 但是身高的10cm真的等价于体重的10kg么? 因此用闵氏距离来衡量这些样本间的相似度很有问题。
- 所以人类发明了**标准化欧氏距离**: 针对不同量纲权重差异可能带来的影响。(感兴趣的同学就直行查阅下吧)

上述距离的应用



- 王：横、直、斜走均可，但每次只能走一格