## 算法 3.3 (用 kd 树的最近邻搜索)

输入,已构造的6/梯,日标占v.

输出: x 的最近邻.

(1) 在 kd 树中找出包含目标点 x 的叶结点: 从根结点出发, 递归地向下访问 kd 树. 若目标点 x 当前维的坐标小于切分点的坐标,则移动到左子结点,否则移 动到右子结点,直到子结点为叶结点为止,

(2) 以此叶结点为"当前最近点".

(3) 递归地向上回退,在每个结点进行以下操作:

(a) 如果该结点保存的实例点比当前最近点距离目标点更近,则以该实例点 为"当前最近点"。

(b) 当前最近点一定存在于该结点一个子结点对应的区域, 检查该子结点的 父结点的另一子结点对应的区域是否有更近的点. 具体地,检查另一子结点对应 的区域是否与以目标点为球心、以目标点与"当前最近点"间的距离为半径的超 球体相交.

如果相交,可能在另一个子结点对应的区域内存在距目标点更近的点,移动 到另一个子结点,接着,递归地进行最近邻搜索;

如果不相交, 向上回退

(4) 当回退到根结点时,搜索结束.最后的"当前最近点"即为x的最近 邻点.

如果实例点是随机分布的,kd 树搜索的平均计算复杂度是  $O(\log N)$ , 这里 N是训练实例数. kd 树更适用于训练实例数远大于空间维数时的 k 近邻搜索. 当空 间维数接近训练实例数时,它的效率会迅速下降,几乎接近线性扫描.



算法: 构建k-d树 (createKDTree)

输入: 数据点集Data-set和其所在的空间Range

輸出: Kd,类型为k-d tree 1.If Data-set为空,则版回空的k-d tree

2. 调用节占生成程序:

(1)确定split域:对于所有描述子数据(特征矢里),**统计它们在每个维上的数据方差**。假设每条数据记录为64维,可计算64个方差。 <mark>挑选出最大值,对你的绝就是split域的值。数据方差大表明沿该坐标轴方向上的数据分散得比较开</mark>,在这个方向上进行数据分割有较好的分辨

(2)确定Node-data域:数据点集Data-set按其第split域的值排序。位于正中间的那个数据点被选为Node-data。此时新的Data-

set' = Data-set \ Node-data (除去其中Node-data这一点)。

3.dataleft = {d属于Data-set' && d[split] s Node-data[split]}

Left\_Range = {Range && dataleft} dataright = {d属于Data-set' && d[split] > Node-data[split]}

Right Range = (Range && dataright)

4.left = 由(dataleft, Left\_Range)建立的k-d tree, 即澳加州用createKDTree (dataleft, Left\_Range)。并设置left的parent域

right = 由 (dataright, Right\_Range)建立的k-d tree,即调用createKDTree (dataleft, Left\_Range)。并设置right的parent H# XXX d o

算法 3.1 (k近邻法) 输入: 训练数据集

 $T = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N)\}$ 

其中, $x_i \in \mathcal{X} \subseteq \mathbb{R}^n$  为实例的特征向量, $y_i \in \mathcal{Y} = \{c_i, c_i, \dots, c_r\}$  为实例的类别,i =1,2,...,N; 实例特征向量x;

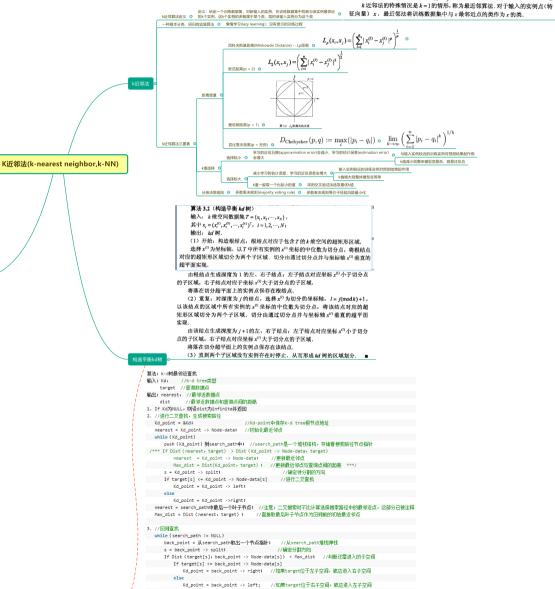
输出: 实例x所属的类v.

(1) 根据给定的距离度量,在训练集T中找出与x最邻近的k个点,涵盖这k个点的x的邻域记作 $N_{\nu}(x)$ :

(2) 在 N<sub>x</sub>(x) 中根据分类决策规则(如多数表决)决定 x 的类别 y:

$$y = \arg \max_{c_j} \sum_{u_i \in N_i(x)} I(y_i = c_j), \quad i = 1, 2, \dots, N; \quad j = 1, 2, \dots, K$$
 (3.1)

式 (3.1) 中,I 为指示函数,即当 $y_i = c_i$  时 I 为 1,否则 I 为 0.



将Kd\_point压入search\_path堆线; If Dist (nearest, target) > Dist (Kd\_Point -> Node-data, target)

Min\_dist = Dist (Kd\_point -> Node-data, target); //更新最近邻点与查询点间的距离

//更新最近邻点

nearest = Kd\_point -> Node-data;