KNN 代码说明

作者: 蔡中恒 2018.06.09

一、原理讲解

原理涉及两个部分:

- 1、kd 树的生成。该部分原理详见 https://www.cnblogs.com/aTianTianTianLan/articles/3902963.html
- 2、KNN 具体原理,该部分详见李航《统计学习方法》第3章k近邻法。

二、算法思路

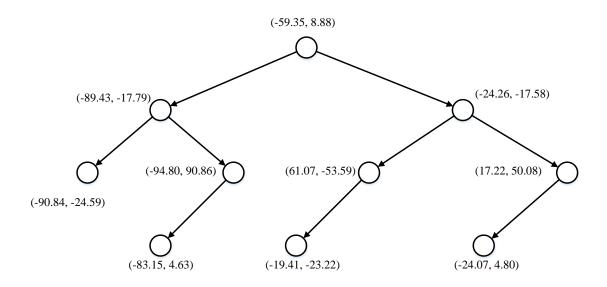
本次使用 matlab 来写 KNN 的算法原型代码。注意,虽然 matlab 有自带的 kd_tree 的函数,但这里为了让自己搞懂,所以决定自己写一个 kd tree 生成和 KNN 查找的代码。

1. kd tree 生成算法思路

假设数据有很多维度, kd tree 的生成方法就是对每一组数据选择合适的维度,不断使用二分法,最终生成一棵树。这里,生成规则如下:

- 1) 对初始数据的所有维度求方差,找出方差最大的维度 dim idx。
- 2) 根据方差最大的维度,将数据从小到大排序,将排序后数据的中位数设置为该节点(root.data)的值,本组数据中小于 root.data 的数据归类到左子树数据,大于 root.data 的数据归类到右子树数据。
- 3) 分别对左子树数据和右子树数据重复递归 1)和 2), 直到每组数据只剩 2 个或者 1 个。如果该组数据只剩 1 个,则直接赋值为该节点的 root.data, 如果数据只剩 2 个,则将较小的数据归类为该节点左子树的 root.data, 较大的数据直接赋值为该节点的 root.data。

这里画出一个二维数据 kd tree 的示意图。



2. KNN 搜索算法思路

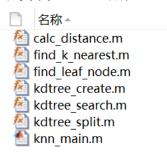
在生成 kd tree 之后,对于新加入的数据(记为 A),我们需要搜索其最近的 K 个节点的值,此时需要设计 KNN 的搜索程序。算法思想如下:

- 1、先通过 kd tree 的结构,找到离 A 点最近的叶节点,标记为**初始叶节点**。并记录找 到叶节点的路径过程。
 - a) 对每一个节点, 都判断有无左子树和右子树。
 - i. 如果左右子树都没有,说明该点就是叶节点,直接返回。
 - ii. 如果只存在左子树、则直接去左子树。
 - iii. 如果只存在右子树,则直接去右子树。
 - iv. 如果左右子树都存在,则将 A 和该节点在该节点的划分维度上进行比较,如果 A 小于等于该节点,则去左子树;否则去右子树,递归进行。
- 2、接下来寻找最小的 K 个节点。从上一步找到的叶节点开始,进行路径回溯。
 - a) 如果当前队列长度不满 K 个点。
 - b) 如果当前队列长度已经满足 K 个点。
 - i. 找到 K 个点中距离的最大的点,设该点与 A 的距离为 d_max,将当前节点与 A 的距离 d_now 和 d_max 做比较。
 - ii. 如果 d_now<=d_max,则在队列中存入该节点,重新按照升序排序后,队列只取前 k 个点。
 - c) 判断该节点是否还有父节点。
 - i. 如果没有,说明该节点已经是根节点了。则程序终止并返回。如果还有父节点,则进行后面的步骤(判断的方法是根据前面 kd tree 的记录路径来做判断)。
 - ii. 如果还存在父节点,程序继续往下执行。
 - d) 判断该节点有无兄弟节点。
 - i. 如果该节点没有兄弟节点,那就后退到父节点,将该节点从 kd tree 上去掉,形成新的 kd tree 和新的初始叶节点,递归调用函数,重复第 2 步。

- ii. 如果该节点有兄弟节点。
 - 1) 进行判断,将当前队列中最大的 d_max 和父节点到 A 在划分维度上的距离做比较,如果 d_max 是较小值且队列已经塞满 k 个数据,那就说明兄弟节点里面的所有数据都不属于 k 队列中, 就无须搜索兄弟节点, 直接回退父节点即可。否则, 就要去兄弟节点搜索, 将该节点从 kd tree 上去掉, 形成新的 kd tree 和新的初始叶节点, 递归调用函数, 重复第 2 步。

三、代码讲解

代码采用 matlab 写成。



接下来依次讲解各脚本和函数的功能。

首先是 knn_main.m 代码,这是运行的主函数,包含参数设置、数据生成、图像绘制等内容。在代码最后会调用 kdtree_search 函数进行 knn 搜索,完成后将输出结果绘制成二维图像。

对于 kdtree 的生成,这里调用 kdtree_create 函数,算法原理在上一节已经有阐述,对于 matlab 代码,这里使用结构体和递归函数来实现类似于二叉树的架构。

```
Function root = kdtree_create(input_data)
9
       % 找出方差最大的维度
                           = mean(input_data.^2, 1) - mean(input_data, 1). *mean(input_data, 1);%求每个维度的方差
10 —
       data var
11 -
       [~, dim_idx]
                           = max(data_var);
12
13
       %% 根据dim_dix所处的维度,对数据进行排序,并一分为二
14 —
                           = input_data(:, dim_idx);
       [tmp_data, resort_idx] = sort(tmp_data);
15 —
16 —
       resort_data
                         = input_data(resort_idx,:);
17 —
       data_len
                          = length(tmp_data);
                           = dim_idx;% 将当前比较的维度编号存储下来
18 —
       root, dim
19
       %% 将当前父节点赋值到root. data里面,并分为左子树和右子树,递归调用
20 -
       if(data len==1)
21 -
         root. data
                         = resort_data(1,:);
22 -
       elseif(data_len==2)
23 -
         root.left.data = resort_data(1,:);
24 —
          root.left.dim
25 —
                        = resort data(2,:):
          root. data
26 —
       else
27 —
         mid_idx
                        = ceil(data_len/2);% 取中位数
                       = resort_data(mid_idx,:);
28 —
          root data
29 —
          root.left
                        = kdtree_create(resort_data(1:mid_idx-1,:));%递归调用,生成左子树
                        = kdtree_create(resort_data(mid_idx+1:end,:));%递归调用,生成右子树
30 -
         root, right
31 —
     end
```

接下来讲解 kdtree_search 函数。该函数主要作用是对 k_array 进行初始化,调用 find_leaf_node 寻找初始叶节点,然后调用 find_k_nearest 函数进行 knn 搜索。

```
\begin{tabular}{ll} \hline $p$ function $k_array = kdtree\_search(test\_data, kdtree, k\_num, dist\_mode) \end{tabular}
12
13 —
        if(nargin<4)</pre>
14 —
           dist_mode = 0;
15 —
16
17
        %% 初始化个数为k的最近距离队列
18 —
        k_array = [];
19
        % k_array = []; %repmat([zeros(1, size(test_data, 2)), 0], k_num, 1); % [train_data, distance]
20
        % 根据待测试的数据,首先寻找初始叶节点,搜索过程中将路径记录下来
21
22 -
        [~, first_leaf_path] = find_leaf_node(test_data, kdtree);
23
        % 从初始叶节点开始,搜索过程中将路径记录下来
24
       [~, ~, ~, k_array] = find_k_nearest(test_data, first_leaf_path, kdtree, k_array, k_num, dist_mode);
```

find_leaf_node 函数,将新加入的 A (就是 test_data),在 kdtree 这个结构体中依次作比较,每次比较都按照当前划分的维度(dim)来做,如果 test_data 小于当前节点在该 dim 上的值,那就去左子树;反之则去右子树。比较的过程中顺便记录下 leaf_path,0 表示这一次去了左子树,1 表示这一次去了右子树。

```
Function [leaf_data, leaf_path] = find_leaf_node(test_data, kdtree)
11
12 —
        left flag = isfield(kdtree, 'left');
13 —
        right flag = isfield(kdtree, 'right');
14
        if(left_flag==0)&&(right_flag==0)
15 —
16
           % 已经是叶节点,直接返回
17 —
           leaf data
                        = kdtree:
18 —
           leaf_path_parent = [];
19 —
           leaf path child = [];
           kdtree brother = kdtree_brother;
20
21 —
        elseif(left flag==1)&&(right flag==0)
           % 只有左子树, 那就直接去左子树
22
                                        = 0; % 0: left; 1: right
23 —
           leaf_path_parent
           [leaf_data, leaf_path_child] = find_leaf_node(test_data, kdtree.left);
24 —
25 —
        elseif(left flag==0)&&(right flag==1)
           % 只有右子树, 那就直接去右子树
26
27 —
                                     = 1; % 0: left; 1: right
           leaf_path_parent
28 —
           [leaf_data, leaf_path_child] = find_leaf_node(test_data, kdtree.right);
29 —
       else.
30
           % 左右子树都有,那就做比较,去最接近的一方
31 —
           if(test_data(kdtree.dim) <=kdtree.data(kdtree.dim))</pre>
32 -
                                         = 0; % 0: left; 1: right
33 -
               [leaf_data, leaf_path_child] = find_leaf_node(test_data, kdtree.left);
34 -
           else
35 —
                                          = 1; % 0: left; 1: right
              leaf_path_parent
36 —
               [leaf_data, leaf_path_child] = find_leaf_node(test_data, kdtree.right);
37 —
38 —
39 -
        leaf_path = [leaf_path_parent leaf_path_child];
40
41 —
```

最后是 find_k_nearest 这个函数,算法的部分在上一节已经说过了,这里只说一下和代码相关的。返回标志用的是 return_flag,一旦检测到 leaf_path 为空矩阵,就将 return_flag 设置为 1;而一旦检测到这个变量为 1,整个函数就直接返回。

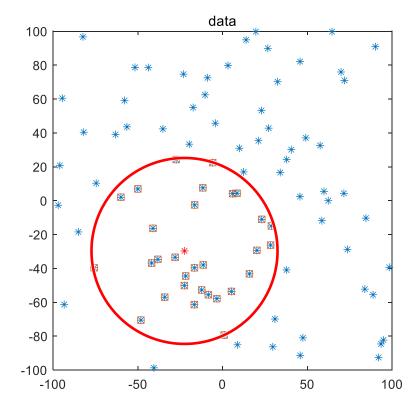
```
📮 function [data_cur_max, return_flag, kdtree_cur, k_array] = find_k_nearest(test_data, leaf_path, kdtree_cur, k_array, k_num, dist_mode)
       % return_flag = 0;
19 -
      k_array_flag = 0; %标记k队列是否塞满。
20
       %% 根据当前的kd tree, 寻找最近的叶节点
21
       % 这一步使用leaf_path_search函数,目的在于根据指定的路径和kdtree,找到对应的叶节点和该叶节点的兄弟节点组成的树,以及父树
22
23 -
       if(isempty(leaf_path)==1)
24 -
           root data = kdtree cur. data:
           father_data = [];
25 -
26 -
           root data, father data, tree brother, tree father = kdtree split(kdtree cur, leaf path);
27 -
28 —
29
       %% 对k_array的长度进行判断
30
31 —
       dist cur = calc distance(test data, root data, dist mode);
       if(size(k_array, 1) <k_num)
           %% 队列的长度还没到k的时候,就把当前节点的值和距离直接存入队列中
           % 将该节点和对应的距离存入k_array中
           k_array = [k_array; root_data, dist_cur];
           % 对队列进行重新排序,确保队列按照距离的升序排列,最大距离的数值在队列的最后一行
37 —
           if(isempty(k_array)^{\sim}=1)
              [\ \widehat{\ }, \mathtt{sort\_idx}] \ = \ \mathtt{sort} (\mathtt{k\_array}(:, \mathtt{end})) \, ;
                       = k_array(sort_idx,:);
39 -
              k_array
```

```
data_cur_max = k_array(end, end); % 找到队列中最大的距离
40 -
41 —
42 -
              data cur max = 0:
43 —
44 -
       else
           %% 队列的长度已经塞满,那就将当前节点和队列里的数据进行比较,将当前数据和距离塞进队列
45
46 -
          data_cur_max = k_array(end, end);
           k_array_flag = 1;
47 -
48 —
          if(data_cur_max>dist_cur)
49 —
              idx
                                      = find(k_array(:,end)>dist_cur);
50 —
              if(length(idx)>1)
51 —
                k_array(idx(2):end,:) = k_array(idx(1):end-1,:);
52 —
53 —
              end
54 —
              k_{array}(idx(1),:)
                                      = [root_data, dist_cur];
55 —
          else
56 -
57 —
58
       if(isempty(leaf_path)==1)
59 —
60 -
          return_flag = 1;
61 —
          return;
       else
62 -
63 —
64
       %% 判断有无兄弟节点
65
66 —
       if(isempty(tree_brother)==1)
          %没有兄弟节点,则直接回退到父节点,递归调用,此时将该根节点从kdtree上掉落,所以递归调用的时候kd_tree使用tree_father
67
68 -
          leaf_path
                                      = leaf_path(1:length(leaf_path)-1);
69 —
          [~, return_flag, ~, k_array] = find_k_nearest(test_data, leaf_path, tree_father, k_array, k_num, dist_mode);
         if(return flag==1)
70 —
71 -
             return;
72 —
          else
73 —
          end
       else
74 -
75
          % 存在兄弟节点,则做判断,切分面为父节点
76 —
         dist_in_dim = abs(test_data(father_data.dim) - father_data.data(father_data.dim));
77
78 -
          if(dist_in_dim>data_cur_max)&&(k_array_flag==1)
              % 直接回退到父节点
79
80 -
                                          = leaf path(1:length(leaf path)-1):
              leaf path
              [~, return_flag, ~, k_array] = find_k_nearest(test_data, leaf_path, tree_father, k_array, k_num, dist_mode);
81 -
82 -
              if(return_flag==1)
83 —
                 return;
84 -
              else
85 —
86 —
```

去兄弟节点搜索的时候,需要把父节点的子树和兄弟节点的子树重新拼在一起,组成一棵新的树。这种操作就相当于把已经搜索过的节点从 kdtree 上去掉,然后就可以调用递归函数了。操作中使用了 matlab 的 eval 命令,该命令可以方便地将字符串转化为成可执行的脚本语句,再配合 matlab 结构体的特性,就能写出较为简洁的代码。

```
87
                 %% 去兄弟节点继续搜索
 88
                % 给兄弟节点重新建立新的leaf_path, 方便递归调用。
[^,brother_leaf_path] = find_leaf_node(test_data, tree_brother);
 89
 90 -
 91
                % 将父树的leaf_path和兄弟节点的leaf_path嫁接在一起,建立新的leaf_path
 92 –
                                    = [leaf_path(1:end-1) double(~leaf_path(end)) brother_leaf_path];
 93
                % 建立新的kdtree,包含父树和兄弟节点,但是不包含当前已经比较过的节点。
 94 —
                father_path
                                 = [];
                for idx=1:length(leaf_path)-1
 95 —
                    if(leaf_path(idx)==0)
 96 -
                       father_path = [father_path '.left'];
 97 -
 98 –
 99 —
                       father_path = [father_path '.right'];
100 —
101 —
                end
102 -
                                  = tree_father;
                tree new
                if(leaf_path(end)==1)
103 —
                   % 兄弟节点是左子树
104
105 -
                    eval(['tree_new' father_path'.left = tree_brother;']);
106 —
107
                    % 兄弟节点是右子树
108 —
                    eval(['tree_new' father_path'.right = tree_brother;']);
109 —
```

最后程序的运行结果如图所示, 红色的点就是 test_data, 正方形的点是 k 个最近点 (红色圆圈内部)。



四、后续思考

- 1. 原型代码对训练集使用均匀分布,这么做是为了好调试代码,实际运用的时候,训练集应该是分为几类,且维度肯定超过二维。多维空间里的 KNN 搜索,方法原理也是一样的,但是也要考虑到不同维度数据的范围肯定存在很大差别(比方说年龄和身高,数据上下限的范围就不一样),这个时候需要对数据做范围归一化,才能提高 KNN 的判断精度。
- 2. 在多个维度下,采用 KNN 搜索方法的时间会变得很长,理想状态下最近邻的搜索 次数应该是 logN 量级,但是一旦要涉及到寻找 k 个最近点,在多维空间下搜索耗 时就会很长,这个时候应该从需求出发,KNN 的目的是找到和点 A 最接近的一个分类,就算有些较近点我们不去搜索,在大部分情况下也不妨碍我们获取到较为准确的结果,所以一个可以提升运行速度的办法是限制回溯的次数。