机器学习实战教程(一): K-近邻算法(史诗级干货长文)

摘要

本文将从k-近邻算法的思想开始讲起,使用python3一步一步编写代码进行实战训练。并且,我也提供了相应的数据集,对代码进行了详细的注释。除此之外,本文也对sklea 算法的方法进行了讲解。实战实例:电影类别分类、约会网站配对效果判定、手写数字识别。



一、简单k-近邻算法

本文将从k-近邻算法的思想开始讲起,使用python3一步一步编写代码进行实战训练。并且,我也提供了相应的数据集,对代码进行了详细的注释。除也对sklearn实现k-近邻算法的方法进行了讲解。实战实例:电影类别分类、约会网站配对效果判定、手写数字识别。

本文出现的所有代码和数据集,均可在我的github上下载,欢迎Follow、Star: Github代码地址

1、k-近邻法简介

k近邻法(k-nearest neighbor, k-NN)是1967年由Cover T和Hart P提出的一种基本分类与回归方法。它的工作原理是:存在一个样本数据集合,也称作为并且样本集中每个数据都存在标签,即我们知道样本集中每一个数据与所属分类的对应关系。输入没有标签的新数据后,将新的数据的每个特征与样本集中证进行比较,然后算法提取样本最相似数据(最近邻)的分类标签。一般来说,我们只选择样本数据集中前k个最相似的数据,这就是k-近邻算法中k的出处,20的整数。最后,选择k个最相似数据中出现次数最多的分类,作为新数据的分类。

举个简单的例子,我们可以使用k-近邻算法分类一个电影是爱情片还是动作片。

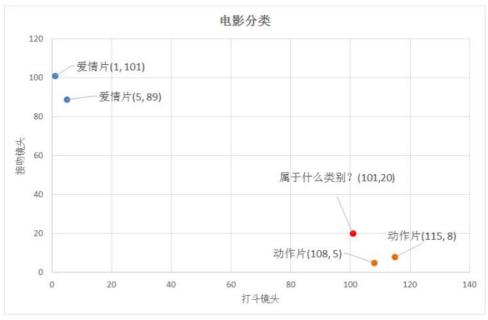
电影名称	打斗镜头	接吻镜头	电影类型
电影1	1	101	爱情片
电影2	5	89	爱情片
电影3	108	5	动作片
电影4	115	8	动作片
	表1.1 每部电影的打斗镜头	-数、接吻镜头数以及电影类型	

表1.1 就是我们已有的数据集合,也就是训练样本集。这个数据集有两个特征,即打斗镜头数和接吻镜头数。除此之外,我们也知道每个电影的所属学签。用肉眼粗略地观察,接吻镜头多的,是爱情片。打斗镜头多的,是动作片。以我们多年的看片经验,这个分类还算合理。如果现在给我一部电影,你行力,说头数和接吻镜头数。不告诉我这个电影类型,我可以根据你给我的信息进行判断,这个电影是属于爱情片还是动作片。而k-近邻算法也可以像我们。点,不同的地方在于,我们的经验更"牛逼",而k-近邻算法是靠已有的数据。比如,你告诉我这个电影打斗镜头数为2,接吻镜头数为102,我的经验会告诉片,k-近邻算法也会告诉你这个是爱情片。你又告诉我另一个电影打斗镜头数为49,接吻镜头数为51,我"邪恶"的经验可能会告诉你,这有可能是个"爱情太美,我不敢想象。(如果说,你不知道"爱情动作片"是什么?请评论留言与我联系,我需要你这样像我一样纯洁的朋友。)但是k-近邻算法不会告诉你这些

太美,我不敢想象。(如果说,你不知道"爱情动作片"是什么?请评论留言与我联系,我需要你这样像我一样纯洁的朋友。) 但是K-亚邻算法不会告诉你这些眼里,电影类型只有爱情片和动作片,它会提取样本集中特征最相似数据(最邻近)的分类标签,得到的结果可能是爱情片,也可能是动作片,但绝不会是"当然,这些取决于数据集的大小以及最近邻的判断标准等因素。

2、距离度量

我们已经知道k-近邻算法根据特征比较,然后提取样本集中特征最相似数据(最邻近)的分类标签。那么,如何进行比较呢?比如,我们还是以表1.1为 色圆点标记的电影所属的类别呢?如下图所示。



我们可以从散点图大致推断,这个红色圆点标记的电影可能属于动作片,因为距离已知的那两个动作片的圆点更近。k-近邻算法用什么方法进行判断。 距离度量。这个电影分类的例子有2个特征,也就是在2维实数向量空间,可以使用我们高中学过的两点距离公式计算距离,如图1.2所示。

$$|AB| = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2}$$

通过计算,我们可以得到如下结果:

- (101,20)->动作片(108,5)的距离约为16.55
- (101,20)->动作片(115,8)的距离约为18.44
- (101,20)->爱情片(5,89)的距离约为118.22
- (101,20)->爱情片(1,101)的距离约为128.69

通过计算可知,红色圆点标记的电影到动作片 (108,5)的距离最近,为16.55。如果算法直接根据这个结果,判断该红色圆点标记的电影为动作片,这个邻算法,而非k-近邻算法。那么k-近邻算法是什么呢?k-近邻算法步骤如下:

- 1. 计算已知类别数据集中的点与当前点之间的距离;
- 2. 按照距离递增次序排序;
- 3. 选取与当前点距离最小的k个点;
- 4. 确定前k个点所在类别的出现频率;
- 5. 返回前k个点所出现频率最高的类别作为当前点的预测分类。

比如,现在我这个k值取3,那么在电影例子中,按距离依次排序的三个点分别是动作片(108,5)、动作片(115,8)、爱情片(5,89)。在这三个点中,动作/三分之二,爱情片出现的频率为三分之一,所以该红色圆点标记的电影为动作片。这个判别过程就是k-近邻算法。

3、Python3代码实现

我们已经知道了k-近邻算法的原理,那么接下来就是使用Python3实现该算法,依然以电影分类为例。

(1)准备数据集

对于表1.1中的数据,我们可以使用numpy直接创建,代码如下:

```
# -*- coding: UTF-8 -*-
2
   import numpy as np
3
   函数说明:创建数据集
5
6
7
8
9
   Returns:
10
       group - 数据集
11
       labels - 分类标签
   Modify:
12
13
       2017-07-13
14
   def createDataSet():
15
       #四组二维特征
       group = np.array([[1,101],[5,89],[108,5],[115,8]])
17
       #四组特征的标签
18
       labels = ['爱情片','爱情片','动作片','动作片']
19
       return group, labels
_name__ == '__main__':
20
   if \__name\__ ==
```

2018/6/11

```
22 #创建数据集
23 group, labels = createDataSet()
24 #打印数据集
25 print(group)
26 print(labels)
```

运行结果,如图1.3所示:

```
' main ':
                    name
                    #创建数据集
                    group, labels = createDataSet()
                    print(group)
                    print(labels)
   1 101]
     89]
      5]
108
[115
      8]]
'爱情片',
         '爱情片','动作片','动作片']
[Finished in 0.5s]
                      图1.3 运行结果
```

(2)k-近邻算法

根据两点距离公式,计算距离,选择距离最小的前k个点,并返回分类结果。

```
# -*- coding: UTF-8 -*-
   import numpy as np
import operator
2
3
5
   函数说明:创建数据集
6
8
   Parameters:
9
        无
10
   Returns
11
        group - 数据集
        labels - 分类标签
12
13
   2017-07-13
14
15
   def createDataSet():
16
17
        #四组二维特征
        group = np.array([[1,101],[5,89],[108,5],[115,8]])
18
19
        labels = ['爱情片','爱情片','动作片','动作片']
20
21
22
        return group, labels
23
   函数说明:kNN算法,分类器
24
25
26
        inX - 用于分类的数据(测试集)
27
28
        dataSet - 用于训练的数据(训练集)
labes - 分类标签
29
        k - kNN算法参数,选择距离最小的k个点
30
31
   Returns:
32
        sortedClassCount[0][0] - 分类结果
33
34
   2017-07-13
35
36
37
   def classify0(inX, dataSet, labels, k):
38
        #numpy函数shape[0]返回dataSet的行数
       39
40
41
42
43
44
45
46
        #sum()所有元素相加, sum(0)列相加, sum(1)行相加sqDistances = sqDiffMat.sum(axis=1)
        #开方,计算出距离
47
48
        distances = sqDistances**0.5
       #返回distances中元素从小到大排序后的索引值
sortedDistIndices = distances.argsort()
49
50
        #定一个记录类别次数的字典
        classCount = {}
for i in range(k)
51
52
53
            #取出前k个元素的类别
            voteIlabel = labels[sortedDistIndices[i]]
#dict.get(key,default=None),字典的get()方法,返回指定键的值,如果值不在字典中返回默认值。
54
55
56
            #计算类别次数
       classCount[voteIlabel] = classCount.get(voteIlabel,0) + 1
#python3中用items()替换python2中的iteritems()
#key=operator.itemgetter(1)根据字典的值进行排序
#key=operator.itemgetter(0)根据字典的键进行排序
#reverse降序排序字典
57
58
59
60
61
62
                             sorted(classCount.items(),key=operator.itemgetter(1),reverse=True)
        #返回次数最多的类别,即所要分类的类别
63
64
        return sortedClassCount[0][0]
```

```
66 if
                  == '__main__
67
        #创建数据集
68
        group, labels = createDataSet()
69
        #测试集
70
        test = \lceil 101, 20 \rceil
71
        #kNN分类
             _class = <mark>classify0(test</mark>, group, labels, 3)
        #打印分类结果
73
        print(test_class)
```

运行结果,如图1.4所示:

```
65
66▼ if __name__ == '__main__':
    #创建数据集
68    group, labels = createDataSet()
    #测试集
70    test = [101,20]
71    #kNN分类
72    test_class = classify0(test, group, labels, 3)
73    #打印分类结果
74    print(test_class)

动作片
[Finished in 1.4s]
```

可以看到,分类结果根据我们的"经验",是正确的,尽管这种分类比较耗时,用时1.4s。

到这里,也许有人早已经发现,电影例子中的特征是2维的,这样的距离度量可以用两 点距离公式计算,但是如果是更高维的呢?对,没错。我们可以 (也称欧几里德度量),如图1.5所示。我们高中所学的两点距离公式就是欧氏距离在二维空间上的公式,也就是欧氏距离的n的值为2的情况。

$$egin{aligned} \mathrm{d}(\mathbf{p},\mathbf{q}) &= \mathrm{d}(\mathbf{q},\mathbf{p}) = \sqrt{(q_1-p_1)^2 + (q_2-p_2)^2 + \dots + (q_n-p_n)^2} \ &= \sqrt{\sum_{i=1}^n (q_i-p_i)^2}. \ &\equiv 1.5 \ ext{欧氏距离公式} \end{aligned}$$

看到这里,有人可能会问:"分类器何种情况下会出错?"或者"答案是否总是正确的?"答案是否定的,分类器并不会得到百分百正确的结果,我们可以 检测分类器的正确率。此外分类器的性能也会受到多种因素的影响,如分类器设置和数据集等。不同的算法在不同数据集上的表现可能完全不同。为了测i 果,我们可以使用已知答案的数据,当然答案不能告诉分类器,检验分类器给出的结果是否符合预期结果。通过大量的测试数据,我们可以得到分类器的结 给出错误结果的次数除以测试执行的总数。错误率是常用的评估方法,主要用于评估分类器在某个数据集上的执行效果。完美分类器的错误率为0,最差分是1.0。同时,我们也不难发现,k-近邻算法没有进行数据的训练,直接使用未知的数据与已知的数据进行比较,得到结果。因此,可以说k-近邻算法不具是

二、k-近邻算法实战之约会网站配对效果判定

上一小结学习了简单的k-近邻算法的实现方法,但是这并不是完整的k-近邻算法流程,k-近邻算法的一般流程:

- 1. 收集数据:可以使用爬虫进行数据的收集,也可以使用第三方提供的免费或收费的数据。一般来讲,数据放在txt文本文件中,按照一定的格式进行于解析及处理。
- 2. 准备数据: 使用Python解析、预处理数据。
- 3. 分析数据:可以使用很多方法对数据进行分析,例如使用Matplotlib将数据可视化。
- 4. 测试算法: 计算错误率。
- 5. 使用算法: 错误率在可接受范围内,就可以运行k-近邻算法进行分类。

已经了解了k-近邻算法的一般流程,下面开始进入实战内容。

1、实战背景

海伦女士一直使用在线约会网站寻找适合自己的约会对象。尽管约会网站会推荐不同的任选,但她并不是喜欢每一个人。经过一番总结,她发现自己:进行如下分类:

- 1. 不喜欢的人
- 2. 魅力一般的人

3. 极具魅力的人

海伦收集约会数据已经有了一段时间,她把这些数据存放在文本文件datingTestSet.txt中,每个样本数据占据一行,总共有1000行。datingTestSet.txt 据集下载

海伦收集的样本数据主要包含以下3种特征:

- 1. 每年获得的飞行常客里程数
- 2. 玩视频游戏所消耗时间百分比
- 3. 每周消费的冰淇淋公升数

这里不得不吐槽一句,海伦是个小吃货啊,冰淇淋公斤数都影响自己择偶标准。打开txt文本文件,数据格式如图2.1所示。



2、准备数据:数据解析

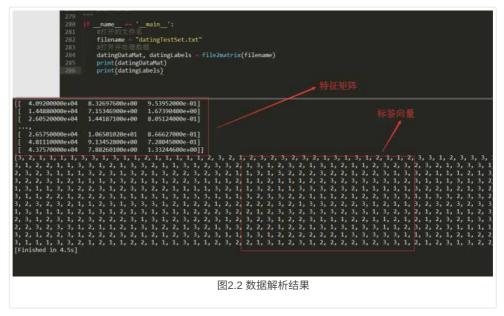
在将上述特征数据输入到分类器前,必须将待处理的数据的格式改变为分类器可以接收的格式。分类器接收的数据是什么格式的?从上小结已经知道。两部分,即特征矩阵和对应的分类标签向量。在kNN_test02.py文件中创建名为file2matrix的函数,以此来处理输入格式问题。将datingTestSet.txt放到与k相同目录下,编写代码如下:

```
# -*- coding: UTF-8 -*-
         import numpy as np
2
 3
           函数说明:打开并解析文件,对数据进行分类:1代表不喜欢,2代表魅力一般,3代表极具魅力
 6
7
                         filename - 文件名
           Returns:
                         returnMat - 特征矩阵
 9
10
                         classLabelVector - 分类Label向量
11
12
          Modify:
          2017-03-24
13
           def file2matrix(filename):
15
                         #打开文件
16
17
                           fr = open(filename)
18
19
                         #读取文件所有内容
                         arrayOLines = fr.readlines()
                          #得到文件行数
21
22
                           numberOfLines = len(arrayOLines)
                         #返回的NumPy矩阵,解析完成的数据:numberOfLines行,3列
23
24
25
                                                              = np.zeros((numberOfLines,3))
                         #返回的分类标签向量
                           classLabelVector = \Gamma
26
27
28
                          for line in arrayOLines
29
                                         #s.strip(rm), 当rm空时,默认删除空白符(包括'\n','\r','\t',' ')
                                        #S.Strip(IMI) = IMINET (MARKET STREET) | MARKET STREET ST
30
31
32
33
                                         #将数据前三列提取出来,存放到returnMat的NumPy矩阵中,也就是特征矩阵
                                         returnMat[index,:] = listFromLine[0:3]
```

机器学习实战教程(一): K-近邻算法(史诗级干货长文)

```
#根据文本中标记的喜欢的程度进行分类,1代表不喜欢,2代表魅力一般,3代表极具魅力
              if listFromLine[-1] == 'didntLike':
    classLabelVector.append(1)
elif listFromLine[-1] == 'smallDoses':
    classLabelVector.append(2)
elif listFromLine[-1] == 'largeDoses':
36
37
38
39
40
41
                    classLabelVector.append(3)
42
               index += 1
43
         return returnMat, classLabelVector
44
45
46
   函数说明:main函数
47
48 Parameters:
49
50
51
52
         无
53
    Modify:
    2017-03-24
54
55
    if _
                        '__main__':
57
58
         #打开的文件名
                        "datingTestSet.txt"
          filename =
59
          #打开并处理数据
         datingDataMat, datingLabels = file2matrix(filename)
print(datingDataMat)
60
61
62
         print(datingLabels)
```

运行上述代码,得到的数据解析结果如图2.2所示。



可以看到,我们已经顺利导入数据,并对数据进行解析,格式化为分类器需要的数据格式。接着我们需要了解数据的真正含义。可以通过友好、直观F观察数据。

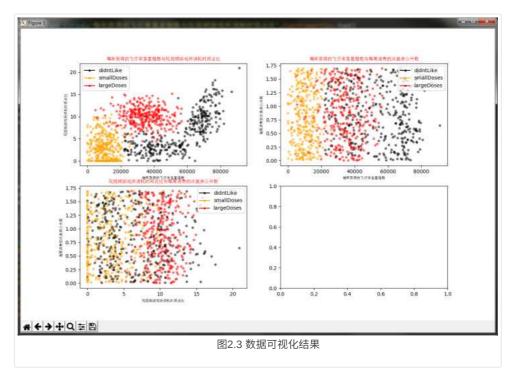
3、分析数据:数据可视化

在kNN_test02.py文件中编写名为showdatas的函数,用来将数据可视化。编写代码如下:

```
# -*- coding: UTF-8 -*-
    from matplotlib.font_manager import FontProperties
3
    import matplotlib.lines as mlines
    import matplotlib.pyplot as plt
    import numpy as np
6
7
8
    函数说明:打开并解析文件,对数据进行分类: 1代表不喜欢,2代表魅力一般,3代表极具魅力
10
    Parameters:
11
        filename - 文件名
12
    Returns:
        returnMat - 特征矩阵
13
14
        classLabelVector - 分类Label向量
15
16
17
   Modify:
       2017-03-24
18
   def file2matrix(filename):
19
       #打开文件
fr = open(filename)
20
21
22
23
        #读取文件所有内容
        arrayOLines = fr.readlines()
24
25
        #得到文件行数
        numberOfLines = len(arrayOLines)
       #返回的NumPy矩阵,解析完成的数据:numberOfLines行,3列returnMat = np.zeros((numberOfLines.3))
26
       #返回的分类标签向量
classLabelVector = []
27
28
29
30
        #行的索引值
31
        index = 0
```

```
32
           for line in arrayOLines:
                 #s.strip(rm), 当rm空时,默认删除空白符(包括'\n','\r','\t',' ')
33
                 line = line.strip()
#使用s.split(str="",num=string,cout(str))将字符串根据'\t'分隔符进行切片。
listFromLine = line.split('\t')
34
35
36
                 #将数据前三列提取出来,存放到returnMat的NumPy矩阵中,也就是特征矩阵
37
38
39
                 returnMat[index,:] = listFromLine[0:3] #根据文本中标记的喜欢的程度进行分类、1代表不喜欢、2代表魅力一般、3代表极具魅力
40
                 if listFromLine[-1] == 'didntLike':
41
                       classLabelVector.append(1)
                 elif listFromLine[-1] == 'smallDoses':
42
                 classLabelVector.append(2)
elif listFromLine[-1] == 'largeDoses':
43
44
45
                     classLabelVector.append(3)
                 index += 1
46
47
           return returnMat, classLabelVector
48
49
50
      函数说明:可视化数据
51
52
53
54
           datingDataMat - 特征矩阵
           datingLabels - 分类Label
55
      Returns:
56
57
58
      Modi fy:
           2017-03-24
59
      def showdatas(datingDataMat, datingLabels):
60
61
           #设置汉字格式
62
            font = FontProperties(fname=r"c:\windows\fonts\simsun.ttc", size=14)
           Tont = FontProperties(Thameer C: Withous Fonts (Simsun.ttc , Size=14, #将fig画布分隔成1行1列,不共享X轴和y轴, fig画布的大小为(13,8) #当nrow=2,nclos=2时,代表fig画布被分为四个区域,αxs[0][0]表示第一行第一个区域
63
64
65
           fig, axs = plt.subplots(nrows=2, ncols=2, sharex=False, sharey=False, figsize=(13,8))
66
67
           numberOfLabels = len(datingLabels)
68
           LabelsColors = []
69
           for i in datingLabels:
70
                 if i == 1:
71
                      LabelsColors.append('black')
72
73
                 if i == 2:
                      LabelsColors.append('orange')
74
75
76
           LabelsColors.append('red')
#画出散点图,以datingDataMat矩阵的第一(飞行常客例程)、第二列(玩游戏)数据画散点数据,散点大小为15,透明度为0.5
axs[0][0].scatter(x=datingDataMat[:,0], y=datingDataMat[:,1], color=LabelsColors,s=15, alpha=.5)
77
78
79
           #设置标题,x轴label,y轴label
           #设置标题,X轴label,y轴label
axs0_title_text = axs[0][0].set_title(u'每年获得的飞行常客里程数与玩视频游戏所消耗时间占比',FontProperties=font)
axs0_xlabel_text = axs[0][0].set_xlabel(u'每年获得的飞行常客里程数',FontProperties=font)
axs0_ylabel_text = axs[0][0].set_ylabel(u'玩视频游戏所消耗时间占',FontProperties=font)
plt.setp(axs0_title_text, size=9, weight='bold', color='red')
plt.setp(axs0_xlabel_text, size=7, weight='bold', color='black')
plt.setp(axs0_ylabel_text, size=7, weight='bold', color='black')
80
81
82
83
84
85
86
           #画出散点图,以datingDataMat矩阵的第一(飞行常客例程)、第三列(冰激凌)数据画散点数据,散点大小为15,透明度为0.5
87
           axs[0][1]. \\ \underline{scatter}(x=datingDataMat[:,0], y=datingDataMat[:,2], color=LabelsColors, \\ \underline{s=15}, alpha=.5)
           #设置标题,x轴label,y轴label
88
89
           axs1_title_text = axs[0][1].set_title(u'每年获得的飞行常客里程数与每周消费的冰激淋公升数',FontProperties=font)
           | axs1_title_text = axs[v][1].set_title(U 毎年状時) 付品各主権奴司等周清政的小成体と介奴 ,FontProperties=font) axs1_xlabel_text = axs[v][1].set_ylabel(U'每角消費的冰激淋公升数',FontProperties=font) axs1_ylabel_text = axs[v][1].set_ylabel(U'每周消費的冰激淋公升数',FontProperties=font) plt.setp(axs1_title_text, size=9, weight='bold', color='red') plt.setp(axs1_xlabel_text, size=7, weight='bold', color='black') plt.setp(axs1_ylabel_text, size=7, weight='bold', color='black')
90
91
92
93
94
95
96
97
           #画出散点图,以datingDataMat矩阵的第二(玩游戏)、第三列(冰激凌)数据画散点数据,散点大小为15,透明度为0.5
           axs[1][0]. \\ \textbf{scatter} \\ (x=datingDataMat[:,1], y=datingDataMat[:,2], color=LabelsColors, s=15, alpha=.5) \\ \\
98
           #设置标题,x轴label,y轴label
99
           axs2_title_text = axs[1][0].set_title(u'玩视频游戏所消耗时间占比与每周消费的冰激淋公升数',FontProperties=font)
           axs2_xlabel_text = axs[1][0].set_xlabel(u'玩视频游戏所消耗时间占比',FontProperties=font)
axs2_ylabel_text = axs[1][0].set_ylabel(u'每周消费的冰激淋公升数',FontProperties=font)
100
101
           plt.setp(axs2_xlabel_text, size=9, weight='bold', color='red')
plt.setp(axs2_xlabel_text, size=7, weight='bold', color='black')
plt.setp(axs2_ylabel_text, size=7, weight='bold', color='black')
102
103
104
105
           106
107
108
109
110
111
112
           #添加图例
           axs[0][0].legend(handles=[didntLike,smallDoses,largeDoses])
113
           axs[0][1].legend(handles=[didntLike,smallDoses,largeDoses]
114
115
           axs[1][0].legend(handles=[didntLike,smallDoses,largeDoses])
           #显示图片
116
117
           plt.show(
118
119
120
     函数说明:main函数
121
122 Parameters:
123
124 Returns:
125
           无
126
127 Modify:
     2017-03-24
128
129
130
     if _
                           '__main__':
           131
132
133
           #打开并处理数据
           datingDataMat, datingLabels = file2matrix(filename)
showdatas(datingDataMat, datingLabels)
134
135
```

运行上述代码,可以看到可视化结果如图2.3所示。



通过数据可以很直观的发现数据的规律,比如以玩游戏所消耗时间占比与每年获得的飞行常客里程数,只考虑这二维的特征信息,给我的感觉就是海l量的男人。为什么这么说呢?每年获得的飞行常客里程数表明,海伦喜欢能享受飞行常客奖励计划的男人,但是不能经常坐飞机,疲于奔波,满世界飞。「也要玩视频游戏,并且占一定时间比例。能到处飞,又能经常玩游戏的男人是什么样的男人?很显然,有生活质量,并且生活悠闲的人。我的分析,仅仅是数据总结的个人看法。我想,每个人的感受应该也是不尽相同。

4、准备数据:数据归一化

表2.1给出了四组样本,如果想要计算样本3和样本4之间的距离,可以使用欧拉公式计算。

样本	玩游戏所耗时间百分比	每年获得的飞行常用里程数	每周消费的冰淇淋公升数	样本分类
1	0.8	400	0.5	1
2	12	134000	0.9	3
3	0	20000	1.1	2
4	67	32000	0.1	2

计算方法如图2.4所示。

$$\sqrt{(0-67)^2 + (20000 - 32000)^2 + (1.1 - 0.1)^2}$$

图2.4 计算公式

我们很容易发现,上面方程中数字差值最大的属性对计算结果的影响最大,也就是说,每年获取的飞行常客里程数对于计算结果的影响将远远大于表。特征-玩视频游戏所耗时间占比和每周消费冰淇淋公斤数的影响。而产生这种现象的唯一原因,仅仅是因为飞行常客里程数远大于其他特征值。但海伦认为同等重要的,因此作为三个等权重的特征之一,飞行常客里程数并不应该如此严重地影响到计算结果。

在处理这种不同取值范围的特征值时,我们通常采用的方法是将数值归一化,如将取值范围处理为0到1或者-1到1之间。下面的公式可以将任意取值转化为0到1区间内的值:

newValue = (oldValue - min) / (max - min)

其中min和max分别是数据集中的最小特征值和最大特征值。虽然改变数值取值范围增加了分类器的复杂度,但为了得到准确结果,我们必须这样做。 kNN test02.py文件中编写名为autoNorm的函数,用该函数自动将数据归一化。代码如下:

```
1 # -*- coding: UTF-8 -*-
import numpy as np
3
4 """
5 函数说明:打开并解析文件,对数据进行分类: 1代表不喜欢,2代表魅力一般,3代表极具魅力
6
7 Parameters:
8 filename - 文件名
8 Returns:
```

```
10
           returnMat - 特征矩阵
          classLabelVector - 分类Label向量
11
12
13 Modify
    2017-03-24
14
15
16
   def file2matrix(filename):
    #打开文件
17
           fr = open(filename)
18
19
          #读取文件所有内容
          arrayOLines = fr.readlines()
20
21
          #得到文件行数
          numberOfLines = len(arrayOLines)
#返回的NumPy矩阵,解析完成的数据:numberOfLines行,3列
returnMat = np.zeros((numberOfLines,3))
22
23
24
25
26
27
          #返回的分类标签向量
          classLabelVector = []
#行的索引值
          index = 0
for line in arrayOLines:
28
29
                line in arrayUlines:
#s.strip(rm), 当rm空时,默认删除空白符(包括'\n','\r','\t',' ')
line = line.strip()
#使用s.split(str="",num=string,cout(str))将字符串根据'\t'分隔符进行切片。
listFromLine = line.split('\t')
30
31
32
33
34
                #将数据前三列提取出来,存放到returnMat的NumPy矩阵中,也就是特征矩阵
35
36
                returnMat[index,:] = listFromLine[0:3] #根据文本中标记的喜欢的程度进行分类,1代表不喜欢,2代表魅力一般,3代表极具魅力
               #根插文年中标记的各級的程度进行万尖,几夜个各
if listFromLine[-1] == 'didntLike':
    classLabelVector.append(1)
elif listFromLine[-1] == 'smallDoses':
    classLabelVector.append(2)
elif listFromLine[-1] == 'largeDoses':
38
39
41
                    classLabelVector.append(3)
42
43
                index += 1
44
          return returnMat, classLabelVector
45
47
    函数说明:对数据进行归一化
48
49
50
          dataSet - 特征矩阵
51
    Returns:
          normDataSet - 归一化后的特征矩阵
ranges - 数据范围
minVals - 数据最小值
53
54
55
56
    Modify:
    2017-03-24
57
58
59 def autoNorm(dataSet):
         #获得数据的最小值
minVals = dataSet.min(0)
maxVals = dataSet.max(0)
#最大值和最小值的范围
ranges = maxVals - minVa
60
61
62
63
64
          #shape(dataSet)返回dataSet的矩阵行列数
65
66
67
          normDataSet = np.zeros(np.shape(dataSet))
          #返回dataSet的行数
68
           m = dataSet.shape[0]
69
70
71
72
73
74
75
          #原始值减去最小值
          normDataSet = dataSet - np.tile(minVals, (m, 1))
          # Thormbutuset = utdaset - ip. tite(minuta, (m, 1)) # 特別 最大和最小值的差, 得到 Ip. 一化数据 norm DataSet - ip. tile(ranges, (m, 1))
          #返回归一化数据结果,数据范围,最小值
          return normDataSet, ranges, minVals
76
77
    函数说明:main函数
78
79
    Parameters:
80
81
82
    Returns:
          无
83
84 Modify:
    .5017-03-24
85
          __name__ == '__main__':
#打开的文件名
filename = "datingTestSet.txt"
    if _
87
88
89
          #打开并处理数据
datingDataMat, datingLabels = file2matrix(filename)
90
91
          normDataSet, ranges, minVals = autoNorm(datingDataMat)
93
          print(normDataSet)
          print(ranges)
          print(minVals)
```

运行上述代码,得到结果如图2.4所示。

```
__name__ =
                       filename
                                  "datingTestSet.txt"
                       datingDataMat, datingLabels = file2matrix(filename)
normDataSet, ranges, minVals = autoNorm(datingDataMat)
                       print(normDataSet)
                       print(ranges)
print(minVals)
  0.44832535 0.39805139 0.56233353]
  0.15873259 0.34195467 0.98724416]
  0.28542943 0.06892523 0.47449629]
  0.29115949 0.50910294 0.51079493]
 9.12730000e+04 2.09193490e+01
                                     1.69436100e+00]
 0.
                     0.001156]
[Finished in 6.1s]
                                   图2.4 归一化函数运行结果
```

从图2.4的运行结果可以看到,我们已经顺利将数据归一化了,并且求出了数据的取值范围和数据的最小值,这两个值是在分类的时候需要用到的,直来,也算是对数据预处理了。

5、测试算法:验证分类器

机器学习算法一个很重要的工作就是评估算法的正确率,通常我们只提供已有数据的90%作为训练样本来训练分类器,而使用其余的10%数据去测试: 类器的正确率。需要注意的是,10%的测试数据应该是随机选择的,由于海伦提供的数据并没有按照特定目的来排序,所以我们可以随意选择10%数据而定性。

为了测试分类器效果,在kNN test02.py文件中创建函数datingClassTest,编写代码如下:

```
# -*- coding: UTF-8 -*-
    import numpy as np
    import operator
    ....
5
    函数说明:kNN算法,分类器
6
7
   Parameters:
inX - 用于分类的数据(测试集)
8
9
10
        dataSet - 用于训练的数据(训练集)
labes - 分类标签
11
        k - kNN算法参数,选择距离最小的k个点
12
13
       sortedClassCount[0][0] - 分类结果
14
15
16
   Modify:
   2017-03-24
17
18
   def classify0(inX, dataSet, labels, k
#numpy函数shape[0]返回dataSet的行数
dataSetSize = dataSet.shape[0]
19
20
21
22
        #在列向量方向上重复inX共1次(横向),行向量方向上重复inX共dataSetSize次(纵向)
23
        diffMat = np.tile(inX, (dataSetSize, 1)) - dataSet
24
        #二维特征相减后平方
25
        sqDiffMat = diffMat**2
26
27
       #sum()所有元素相加,sum(0)列相加,sum(1)行相加sqDistances = sqDiffMat.sum(axis=1)
28
        #开方,计算出距离
        distances = saDistances**0.5
29
        #返回distances中元素从小到大排序后的索引值
30
31
        sortedDistIndices = distances.argsort()
32
33
        #定一个记录类别次数的字典
        classCount = {}
34
        for i in range(k)
35
36
            #取出前k个元素的类别
            voteIlabel = labels[sortedDistIndices[i]]
37
            #dict.get(key,default=None),字典的get()方法,返回指定键的值,如果值不在字典中返回默认值。
38
            #计算类别次数
39
            classCount[voteIlabel] = classCount.get(voteIlabel,0) + 1
40
        #python3中用items()替换python2中的iteritems()
        #key=operator.itemgetter(1)根据字典的值进行排序
#key=operator.itemgetter(0)根据字典的键进行排序
41
42
43
        #reverse降序排序字典
44
        sortedClassCount = sorted(classCount.items(), key=operator.itemgetter(1), reverse=True)
        #返回次数最多的类别,即所要分类的类别
45
46
        return sortedClassCount[0][0]
47
48
49
    函数说明:打开并解析文件,对数据进行分类:1代表不喜欢,2代表魅力一般,3代表极具魅力
   Parameters:
51
```

```
filename - 文件名
53
     Returns:
           returnMat - 特征矩阵
55
56
           classLabelVector - 分类Label向量
57
     2017-03-24
58
59
60
     def file2matrix(filename):
61
           #打开文件
           fr = open(filename)
62
63
           #读取文件所有内容
64
65
          arrayOLines = fr.readlines()
#得到文件行数
           numberOfLines = len(arrayOLines)
66
67
           #返回的NumPy矩阵,解析完成的数据:numberOfLines行,3列
68
           returnMat = np.zeros((numberOfLines,3))
#返回的分类标签向量
69
70
71
72
           classLabelVector
           #行的索引值
           index = 0
          index = 0

for line in arrayOLines:
    #s.strip(rm), 当rm空时,默认删除空白符(包括'\n','\r','\t',' ')
    line = line.strip()
    #使用s.split(str="",num=string,cout(str))将字符串根据'\t'分隔符进行切片。
listFromLine = line.split('\t')
    #将数据前三列提取出来,存放到returnMat的NumPy矩阵中,也就是特征矩阵
    returnMat[index,:] = listFromLine[0:3]
    #根据文本中标记的喜欢的程度进行分类,1代表不喜欢,2代表魅力一般,3代表极具魅力
    if listFromline[-1] == 'didntlike':
73
74
75
76
77
78
79
80
                if listFromLine[-1] == 'didntLike':
81
82
                     classLabelVector.append(1)
                elif listFromLine[-1] == 'largeDoses':
classLabelVector.append(2)
elif listFromLine[-1] == 'largeDoses':
83
84
85
                classLabelVector.append(3)
index += 1
86
87
88
           return returnMat, classLabelVector
89
90
91
     函数说明:对数据进行归一化
92
93
     Parameters:
94
          dataSet - 特征矩阵
     Returns:
normDataSet - 归一化后的特征矩阵
95
96
          ranges - 数据范围
minVals - 数据最小值
97
98
99
100
    Modify
     2017-03-24
101
102
103 def autoNorm(dataSet):
104
           #获得数据的最小值
          minVals = dataSet.min(0)
maxVals = dataSet.max(0)
105
106
107
           #最大值和最小值的范围
           ranges = maxVals - minVals
108
109
           #shape(dataSet)返回dataSet的矩阵行列数
          normDataSet = np.zeros(np.shape(dataSet))
#返回dataSet的行数
110
111
           m = dataSet.shape[0]
112
113
           #原始值减去最小值
          #原與恒級左頭/N国
normDataSet = dataSet - np.tile(minVals, (m, 1))
#除以最大和最小值的差,得到归一化数据
normDataSet = normDataSet / np.tile(ranges, (m, 1))
#返回归一化数据结果,数据范围,最小值
114
115
116
117
118
           return normDataSet, ranges, minVals
119
120
121
122 函数说明:分类器测试函数
123
124 Parameters:
125
126 Returns:
127
          normDataSet - 归一化后的特征矩阵
          ranges - 数据范围
minVals - 数据最小值
129
130
131
    Modify
    2017-03-24
132
133
134 def datingClassTest():
          #打开的文件名
filename = "datingTestSet.txt"
135
136
137
           #将返回的特征矩阵和分类向量分别存储到datingDataMat和datingLabels中
          datingDataMat, datingLabels = file2matrix(filename)
#取所有数据的百分之十
138
139
140
           hoRatio = 0.10
           #数据归一化,返回归一化后的矩阵,数据范围,数据最小值
141
           normMat),ranges,minVals = autoNorm(datingDataMat) #获得normMat的行数
142
143
          m = normMat.shape[0]
#百分之十的测试数据的个数
144
145
146
           numTestVecs = int(m * hoRatio)
147
           #分类错误计数
           errorCount = 0.0
148
149
           for i in range(numTestVecs):
    #innumTestVecs个数据作为测试集,后m-numTestVecs个数据作为训练集
150
151
                classifierResult = classify0(normMat[i,:], normMat[numTestVecs:m,:],
152
                datingLabels[numTestVecs:m], 4)
print("分类结果:%d\t真实类别:%d" % (classifierResult, datingLabels[i]))
if classifierResult != datingLabels[i]:
153
154
```

```
156
        errorCount += 1.0
print("错误率:%f%%" %(errorCount/float(numTestVecs)*100))
157
159 """
160 函数说明:main函数
161
162 Parameters:
163
164 Returns:
165
166
167 Modify:
    2017-03-24
168
169
    if __name__ == '__main__':
170
        datingClassTest()
```

运行上述代码,得到结果如图2.5所示。

```
if __name__ == '__main__':
                datingClassTest()
        具头尖列:1
分尖结米:1
分类结果:3 真实类别:3
分类结果:1
       真实类别:1
分类结果:2
        真实类别:2
分类结果:2
       真实类别:2
分类结果:1
       真实类别:1
       真实类别:1
分类结果:1
分类结果:3
       真实类别:3
分类结果:2
       真实类别:3
分类结果:1
        真实类别:1
分类结果:2
       真实类别:2
分类结果:1
        真实类别:1
分类结果:3
        真实类别:3
分类结果:3
        真实类别:3
分类结果:2
        真实类别:2
分类结果:1 真实类别:1
分类结果:1 真实类别:1
错误率:3.000000%
[Finished in 0.9s]
                  图2.5 验证分类器结果
```

从图2.5验证分类器结果中可以看出,错误率是3%,这是一个想当不错的结果。我们可以改变函数datingClassTest内变量hoRatio和分类器k的值,检测 着变量值的变化而增加。依赖于分类算法、数据集和程序设置,分类器的输出结果可能有很大的不同。

6、使用算法:构建完整可用系统

我们可以给海伦一个小段程序,通过该程序海伦会在约会网站上找到某个人并输入他的信息。程序会给出她对男方喜欢程度的预测值。

在kNN test02.py文件中创建函数classifyPerson,代码如下:

```
# -*- coding: UTF-8 -*-
    import numpy as np
import operator
3
4
5
6
    函数说明:kNN算法,分类器
    Parameters:
8
9
        inX - 用于分类的数据(测试集)
        dataSet - 用于训练的数据(训练集)
labes - 分类标签
10
11
12
        k - kNN算法参数,选择距离最小的k个点
13
   Returns:
        sortedClassCount[0][0] - 分类结果
14
15
16
   Modify
   2017-03-24
17
18
19
   def classify0(inX, dataSet, labels, k):
        #numpy函数shape[0]返回dataSet的行数
dataSetSize = dataSet.shape[0]
20
21
22
        #在列向量方向上重复inX共1次(横向),行向量方向上重复inX共dataSetSize次(纵向)
```

```
diffMat = np.tile(inX, (dataSetSize, 1)) - dataSet
24
         #二维特征相减后平方
         sqDiffMat = diffMat**2
25
         #sum()所有元素相加,sum(0)列相加,sum(1)行相加sqDistances = sqDiffMat.sum(axis=1)
26
27
         #开方,计算出距离
28
29
30
         distances = sqDistances**0.5
#返回distances中元素从小到大排序后的索引值
31
         sortedDistIndices = distances.argsort()
32
33
34
         #定一个记录类别次数的字典
         classCount = {}
for i in range(k)
35
36
             #取出前k个元素的类别
              voteIllabel = labels[sortedDistIndices[i]]
#dict.get(key,default=None),字典的get()方法,返回指定键的值,如果值不在字典中返回默认值。
37
38
39
              #计算类别次数
         classCount[voteIlabel] = classCount.get(voteIlabel,0) + 1 #python3中用items()替换python2中的iteritems()
40
         #key=operator.itemgetter(1)根据字典的值进行排序
#key=operator.itemgetter(0)根据字典的键进行排序
41
42
43
         #reverse降序排序字典
         sorted(classCount = sorted(classCount.items(),key=operator.itemgetter(1),reverse=True)
#返回次数最多的类別,即所要分类的类別
44
45
46
         return sortedClassCount[0][0]
47
48
49
50
     函数说明:打开并解析文件,对数据进行分类: 1代表不喜欢,2代表魅力一般,3代表极具魅力
51
52
     Parameters:
53
54
         filename - 文件名
     Returns:
55
         returnMat - 特征矩阵
56
57
58
         classLabelVector - 分类Label向量
    Modify:
     2017-03-24
59
60
     def file2matrix(filename):
61
62
         #打开文件
         #打开文件
fr = open(filename)
#读取文件所有内容
63
64
65
         arrayOLines = fr.readlines()
66
67
         #得到文件行数
         numberOfLines = len(arrayOLines)
68
         #返回的NumPy矩阵,解析完成的数据:numberOfLines行,3列
69
70
71
72
73
74
75
76
77
78
79
80
         returnMat = np.zeros((numberOfLines,3))
#返回的分类标签向量
         classLabelVector = []
         #行的索引值
          index = 0
         for line in arrayOLines:
              #s.strip(rm), 当rm空时,默认删除空白符(包括'\n','\r','\t',' ')
             81
82
83
             if listFromLine[-1] == 'didntLike':
    classLabelVector.append(1)
              elif listFromLine[-1] == 'smallDoses':
    classLabelVector.append(2)
elif listFromLine[-1] == 'largeDoses':
84
85
86
87
             classLabelVector.append(3)
index += 1
88
89
         return returnMat, classLabelVector
90
91
92
     函数说明:对数据进行归一化
93
94
     Parameters:
95
         dataSet - 特征矩阵
96
97
         normDataSet - 归一化后的特征矩阵
         ranges - 数据范围
minVals - 数据最小值
98
99
100
101 Modify:
    2017-03-24
103
104 def autoNorm(dataSet):
105
         #获得数据的最小值
         minVals = dataSet.min(0)
maxVals = dataSet.max(0)
106
107
108
         #最大值和最小值的范围
109
         ranges = maxVals - minVals
         #shape(dataSet)返回dataSet的矩阵行列数
110
111
         normDataSet = np.zeros(np.shape(dataSet))
112
         #返回dataSet的行数
         m = dataSet.shape[0]
113
114
         #原始值减去最小值
         normDataSet = dataSet - np.tile(minVals, (m, 1)) #除以最大和最小值的差,得到归一化数据
normDataSet = normDataSet / np.tile(ranges, (m, 1))
115
116
117
118
         #返回归一化数据结果,数据范围,最小值
119
         return normDataSet, ranges, minVals
120
121
122 函数说明:通过输入一个人的三维特征,进行分类输出
123
124 Parameters:
125
126 Returns:
```

```
127
128
129 Modify
        2017-03-24
130
    ....
131
132 def classifyPerson():
133
         #输出结果
         resultList = ['讨厌','有些喜欢','非常喜欢']
134
135
         #三维特征用户输入
        precentTats = float(input("玩视频游戏所耗时间百分比:")) ffMiles = float(input("每年获得的飞行常客里程数:")) iceCream = float(input("每周消费的冰激淋公升数:"))
136
137
138
         #打开的文件名
filename = "datingTestSet.txt"
139
140
141
         #打开并处理数据
142
         datingDataMat, datingLabels = file2matrix(filename)
         #训练集归一化
143
144
         normMat, ranges, minVals = autoNorm(datingDataMat)
145
         #生成NumPy数组,测试集
        inArr = np.array([ffMiles, precentTats, iceCream])
#测试集归一化
146
147
        norminArr = (inArr - minVals) / ranges
#返回分类结果
148
149
150
         classifierResult = classify0(norminArr, normMat, datingLabels, 3)
151
         #打印结果
        print("你可能%s这个人" % (resultList[classifierResult-1]))
152
153
154 """
155 函数说明:main函数
156
157 Parameters:
158
159
    Returns:
160
161
162
    Modify:
    2017-03-24
163
164
    if __name_
                 == '__main__':
165
        classifyPerson()
```

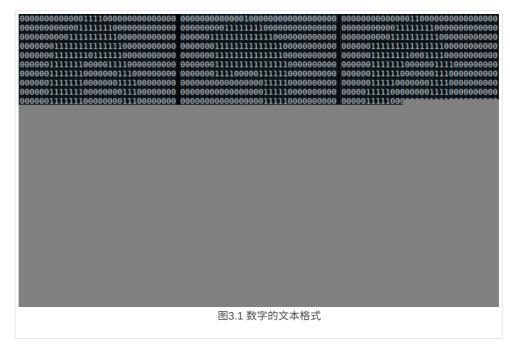
在cmd中,运行程序,并输入数据(12,44000,0.5),预测结果是"你可能有些喜欢这个人",也就是这个人魅力一般。一共有三个档次:讨厌、有些喜欢应着不喜欢的人、魅力一般的人、极具魅力的人。结果如图2.6所示。



三、k-近邻算法实战之sklearn手写数字识别

1、实战背景

对于需要识别的数字已经使用图形处理软件,处理成具有相同的色彩和大小: 宽高是32像素x32像素。尽管采用本文格式存储图像不能有效地利用内容了方便理解,我们将图片转换为文本格式,数字的文本格式如图3.1所示。



与此同时,这些文本格式存储的数字的文件命名也很有特点,格式为:数字的值_该数字的样本序号,如图3.2所示。

4_174.txt	2017/3/28 14:33	TXT 文件	2 KB
4_175.txt	2017/3/28 14:33	TXT 文件	2 KE
4_176.txt	2017/3/28 14:33	TXT 文件	2 KE
4_177.txt	2017/3/28 14:33	TXT 文件	2 KE
4_178.txt	2017/3/28 14:33	TXT 文件	2 KE
4_179.txt	2017/3/28 14:33	TXT 文件	2 KB
4_180.txt	2017/3/28 14:33	TXT 文件	2 KE
4_181.txt	2017/3/28 14:33	TXT 文件	2 KE
4_182.txt	2017/3/28 14:33	TXT 文件	2 KE
4_183.txt	2017/3/28 14:33	TXT 文件	2 KE
4_184.txt	2017/3/28 14:33	TXT 文件	2 KE
4_185.txt	2017/3/28 14:33	TXT 文件	2 KE
5_0.txt	2017/3/28 14:33	TXT 文件	2 KE
5_1.txt	2017/3/28 14:33	TXT 文件	2 KB
5_2.txt	2017/3/28 14:33	TXT 文件	2 KE
5_3.txt	2017/3/28 14:33	TXT 文件	2 KB
5_4.txt	2017/3/28 14:33	TXT 文件	2 KE
5_5.txt	2017/3/28 14:33	TXT文件	2 KE
5_6.txt	2017/3/28 14:33	TXT 文件	2 KE
5_7.txt	2017/3/28 14:33	TXT 文件	2 KE
5_8.txt	2017/3/28 14:33	TXT 文件	2 KE
5_9.txt	2017/3/28 14:33	TXT 文件	2 KB
5_10.txt	2017/3/28 14:33	TXT 文件	2 KE
5_11.txt	2017/3/28 14:33	TXT 文件	2 KE
5_12.txt	2017/3/28 14:33	TXT 文件	2 KB
5_13.txt	2017/3/28 14:33	TXT 文件	2 KE
	图3.2 文本数字的	勺存储格式	

对于这样已经整理好的文本,我们可以直接使用Python处理,进行数字预测。数据集分为训练集和测试集,使用上小结的方法,自己设计k-近邻算法发现分类。数据集和实现代码下载地址:数据集下载

这里不再讲解自己用Python写的k-邻域分类器的方法,因为这不是本小节的重点。接下来,我们将使用强大的第三方Python科学计算库Sklearn构建手

2、sklearn简介

Scikit learn 也简称sklearn,是机器学习领域当中最知名的python模块之一。sklearn包含了很多机器学习的方式:

- Classification 分类
- Regression 回归
- Clustering 非监督分类
- Dimensionality reduction 数据降维
- Model Selection 模型选择
- Preprocessing 数据与处理

使用sklearn可以很方便地让我们实现一个机器学习算法。一个复杂度算法的实现,使用sklearn可能只需要调用几行API即可。所以学习sklearn,可以 特定任务的实现周期。

3、sklearn安装

在安装sklearn之前,需要安装两个库,即numpy+mkl和scipy。不要使用pip3直接进行安装,因为pip3默安装的是numpy,而不是numpy+mkl。第三方 http://www.lfd.uci.edu/~gohlke/pythonlibs/

这个网站的使用方法,我在之前的文章里有讲过: http://blog.csdn.net/c406495762/article/details/60156205

找到对应python版本的numpy+mkl和scipy,下载安装即可,如图3.3和图3.4所示。

```
NumPy, a fundamental package needed for scientific computing with Python.

Numpy+MKL is linked to the Intel® Math Kernel Library and includes required DLLs in the numpy.core directory.

numpy-1.13.1+mkl-cp27-cp27m-win_amd64.whl

numpy-1.13.1+mkl-cp34-cp34m-win32.whl

numpy-1.13.1+mkl-cp34-cp34m-win_amd64.whl

numpy-1.13.1+mkl-cp35-cp35m-win32.whl

numpy-1.13.1+mkl-cp35-cp35m-win_amd64.whl

numpy-1.13.1+mkl-cp36-cp36m-win_amd64.whl

numpy-1.13.1+mkl-cp36-cp36m-win32.whl

numpy-1.13.1+mkl-cp36-cp36m-win_amd64.whl
```

机器学习实战教程(一): K-近邻算法(史诗级干货长文)

SciPy is software for mathematics, science, and engineering. Install numpy+mkl before installing scipy.

scipy-0.19.1-cp27-cp27m-win32.whl

scipy-0.19.1-cp27-cp27m-win_amd64.whl

scipy-0.19.1-cp34-cp34m-win32.whl

scipy-0.19.1-cp34-cp34m-win_amd64.whl

scipy-0.19.1-cp35-cp35m-win32.whl

scipy-0.19.1-cp35-cp35m-win_amd64.whl

scipy-0.19.1-cp36-cp36m-win32.whl

scipy-0.19.1-cp36-cp36m-win_amd64.whl

图3.4 scipy

使用pip3安装好这两个whl文件后,使用如下指令安装sklearn。

1 pip3 install -U scikit-learn

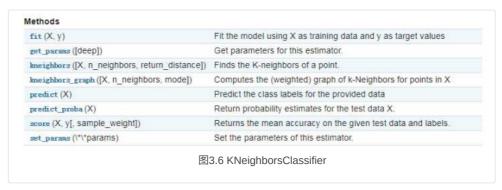
4、sklearn实现k-近邻算法简介

官网英文文档: 点我查看

sklearn.neighbors模块实现了k-近邻算法,内容如图3.5所示。

```
User guide: See the Nearest Neighbors section for further details
 neighbors. NearestNeighbors ([n_neighbors, ...]) Unsupervised learner for implementing neighbor searches
 neighbors.KNeighborsClassifier ([...])
                                                   Classifier implementing the k-nearest neighbors vote
 neighbors.RadiusNeighborsClassifier([...])
                                                   Classifier implementing a vote among neighbors within a given radius
 neighbors-KNeighborsRegressor ([n_neighbors, ...]) Regression based on k-nearest neighbors.
 neighbors.RadiusReighborsRegressor ([radius, ...]) Regression based on neighbors within a fixed radius
 neighbors.NearestCentroid([metric, ...])
                                                   Nearest centroid classifier
 neighbors.BallTree
                                                   BallTree for fast generalized N-point problems
 neighbors. KDTree
                                                   KDTree for fast generalized N-point problems
 neighbors.LSIForest ([n_estimators, radius, ...])
                                                   Performs approximate nearest neighbor search using LSH fores
 neighbors. DistanceMetric
                                                   DistanceMetric class
 neighbors.KernelDensity([bandwidth, ...])
                                                   Kernel Density Estimation
 neighbors.kneighbors_graph (X, n_neighbors[, ...]) Computes the (weighted) graph of k-Neighbors for points in X
 neighbors.radius_neighbors_graph(X, radius)
                                                   Computes the (weighted) graph of Neighbors for points in X
                                                图3.5 sklearn.neighbors
```

我们使用sklearn.neighbors.KNeighborsClassifier就可以是实现上小结,我们实现的k-近邻算法。KNeighborsClassifier函数一共有8个参数,如图3.6月



KNneighborsClassifier参数说明:

- n_neighbors: 默认为5,就是k-NN的k的值,选取最近的k个点。
- weights:默认是uniform,参数可以是uniform、distance,也可以是用户自己定义的函数。uniform是均等的权重,就说所有的邻近点的权重都是相 distance是不均等的权重,距离近的点比距离远的点的影响大。用户自定义的函数,接收距离的数组,返回一组维数相同的权重。
- algorithm:快速k近邻搜索算法,默认参数为auto,可以理解为算法自己决定合适的搜索算法。除此之外,用户也可以自己指定搜索算法ball_tree、brute方法进行搜索,brute是蛮力搜索,也就是线性扫描,当训练集很大时,计算非常耗时。kd_tree,构造kd树存储数据以便对其进行快速检索的结构,kd树也就是数据结构中的二叉树。以中值切分构造的树,每个结点是一个超矩形,在维数小于20时效率高。ball tree是为了克服kd树高纬失多的,其构造过程是以质心C和半径r分割样本空间,每个节点是一个超球体。
- leaf_size:默认是30,这个是构造的kd树和ball树的大小。这个值的设置会影响树构建的速度和搜索速度,同样也影响着存储树所需的内存大小。氰题的性质选择最优的大小。
- metric: 用于距离度量,默认度量是minkowski,也就是p=2的欧氏距离(欧几里德度量)。
- p: 距离度量公式。在上小结,我们使用欧氏距离公式进行距离度量。除此之外,还有其他的度量方法,例如曼哈顿距离。这个参数默认为2,也就用欧式距离公式进行距离度量。也可以设置为1,使用曼哈顿距离公式进行距离度量。
- metric params: 距离公式的其他关键参数,这个可以不管,使用默认的None即可。

• n_jobs:并行处理设置。默认为1,临近点搜索并行工作数。如果为-1,那么CPU的所有cores都用于并行工作。 KNeighborsClassifier提供了以一些方法供我们使用,如图3.7所示。

```
90
             Parameters:
             Returns:
         100
             if __name__ == '__main__':
         101
               handwritingClassTest()
         102
分类返回结果为9 真实结果为9
 类返回结果为9 真实结果为9
 类返回结果为9 真实结果为9
 类返回结果为9 真实结果为9
 类返回结果为9 真实结果为9
 类返回结果为9 真实结果为9
 ·类返回结果为9 真实结果为9
分类返回结果为9 真实结果为9
分类返回结果为9 真实结果为9
总共错了12个数据
错误率为1.268499%
[Finished in 7.4s]
           图3.7 KNeighborsClassifier的方法
```

由于篇幅原因,每个函数的怎么用,就不具体讲解了。官方手册:点我查看已经讲解的很详细了,各位可以查看这个手册进行学习,我们直接讲手写的实现。

5、sklearn小试牛刀

我们知道数字图片是32x32的二进制图像,为了方便计算,我们可以将32x32的二进制图像转换为1x1024的向量。对于sklearn的KNeighborsClassifier 阵,不用一定转换为向量,不过为了跟自己写的k-近邻算法分类器对应上,这里也做了向量化处理。然后构建kNN分类器,利用分类器做预测。创建kNN_件,编写代码如下:

```
# -*- coding: UTF-8 -*-
    import numpy as np
3
    import operator
    from as import listdir
    from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier as kNN
8
   函数说明:将32x32的二进制图像转换为1x1024向量。
9
10
   Parameters:
11
        filename - 文件名
12
        returnVect - 返回的二进制图像的1x1024向量
13
14
15
   2017-07-15
16
17
18
   def img2vector(filename):
19
20
        #创建1x1024零向量
        returnVect = np.zeros((1, 1024))
21
22
23
24
25
26
27
        #打开文件
        fr = open(filename)
#按行读取
        for i in range(32):
            #读一行数据
lineStr = fr.readline()
            #每一行的前32个元素依次添加到returnVect中
           for j in range(32):
returnVect[0, 32*i+j] = int(lineStr[j])
28
29
30
        #返回转换后的1x1024向量
31
32
33
        return returnVect
34
35
    函数说明: 手写数字分类测试
36
    Parameters:
37
    Returns:
38
39
```

```
41 Modify:
42 2017-07-15
43
44
    def handwritingClassTest():
45
         #测试集的Labels
         hwLabels = []
46
47
48
         #返回trainingDigits目录下的文件名
         trainingFileList = listdir('trainingDigits')
#返回文件夹下文件的个数
49
50
51
52
         m = len(trainingFileList)
#初始化训练的Mat矩阵,测试集
trainingMat = np.zeros((m, 1024))
53
54
55
         #从文件名中解析出训练集的类别
         for i in range(m):
#获得文件的名字
56
57
58
             fileNameStr = trainingFileList[i]
#获得分类的数字
             classNumber = int(fileNameStr.split('_')[0])
59
60
             #将获得的类别添加到hwLabels中
             hwLabels.append(classNumber)
#将每一个文件的1x1024数据存储到trainingMat矩阵中
61
62
63
64
              trainingMat[i,:] = img2vector('trainingDigits/%s' % (fileNameStr))
         #构建kNN分类器
         neigh = kNN(n_neighbors = 3, algorithm = 'auto')
         #拟合模型,trainingMat为训练矩阵,hwLabels为对应的标签
neigh.fit(trainingMat, hwLabels)
#返回testDigits目录下的文件列表
65
66
67
         #错误检测计数
errorCount = 0.0
68
69
70
71
72
73
74
75
76
77
78
79
         #测试数据的数量
         mTest = len(testFileList)
#从文件中解析出测试集的类别并进行分类测试
             i in range(mTest):
#获得文件的名字
fileNameStr = testFileList[i]
             #获得分类的数字
classNumber = int(fileNameStr.split('_')[0])
             #获得测试集的1x1024向量,用于训练
80
              vectorUnderTest = img2vector('testDigits/%s' % (fileNameStr))
81
82
             #获得预测结果
             83
84
85
86
         print("总共错了%d个数据\n错误率为%f%%" % (errorCount, errorCount/mTest * 100))
87
88
89
90
91
92
93
94
    函数说明:main函数
    Parameters:
95
96
97
    Returns:
98
    Modify:
    2017-07-15
99
100
101
    if __name__
                        __main_
         handwritingClassTest()
```

运行上述代码,得到如图3.8所示的结果。

```
90
            Parameters:
         100
         101
             if __name__ == '__main__':
         102
                handwritingClassTest()
分类返回结果为9 真实结果为9
 类返回结果为9 真实结果为9
 共错了12个数据
错误率为1.268499%
[Finished in 7.4s]
              图3.8 sklearn运行结果
```

上述代码使用的algorithm参数是auto,更改algorithm参数为brute,使用暴力搜索,你会发现,运行时间变长了,变为10s+。更改n_neighbors参数,同的值,检测精度也是不同的。自己可以尝试更改这些参数的设置,加深对其函数的理解。

四、总结

1、kNN算法的优缺点

优点

- 简单好用,容易理解,精度高,理论成熟,既可以用来做分类也可以用来做回归;
- 可用于数值型数据和离散型数据;
- 训练时间复杂度为O(n); 无数据输入假定;
- 对异常值不敏感

缺点

- 计算复杂性高;空间复杂性高;
- 样本不平衡问题(即有些类别的样本数量很多,而其它样本的数量很少);
- 一般数值很大的时候不用这个,计算量太大。但是单个样本又不能太少,否则容易发生误分。
- 最大的缺点是无法给出数据的内在含义。

2、其他

- 关于algorithm参数kd tree的原理,可以查看《统计学方法 李航》书中的讲解;
- 关于距离度量的方法还有切比雪夫距离、马氏距离、巴氏距离等;
- 下篇文章将讲解决策树,欢迎各位的捧场!
- 如有问题,请留言。如有错误,还望指正,谢谢!
- PS: 如果觉得本篇本章对您有所帮助,欢迎关注、评论、赞!

参考资料:

- 1. 本文中提到的电影类别分类、约会网站配对效果判定、手写数字识别实例和数据集,均来自于《机器学习实战》的第二章k-近邻算法。
- 2. 本文的理论部分,参考自《统计学习方法 李航》的第三章k近邻法以及《机器学习实战》的第二章k-近邻算法。



关注人工智能及互联网的个人博客

查看熊掌号