

人工智能与机器学习

Artificial

Intelligence

and

Machine

Learning

章节:实验3-基于KNN的手写数字识别

教师: 刘重

学院: 计算机学院

厚德 博学 力行 致远

一、实验目的



- 1) 掌握KNN算法的原理
- 2) 了解手写数字识别的原理与过程
- 3) 利用KNN算法实现手写数字识别



二、实验内容



- (1) 收集数据: 提供文本文件;
- (2) 准备数据:将图像格式转换为分类器使用的List格式;
- (3)测试算法:编写函数使用提供的部分数据集作为测试 样本,测试样本与非测试样本的区别在于测试样本是已经 完成分类的数据,如果预测分类和实际类别不同,则标记 为一个错误。

三、实验原理



- k-近邻算法
- ①原理:存在一个样本数据集合,也称作训练样本集,并且样本集中每一个数据都存在标签,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,将新的数据的每一个特征进行比较;然后算法提取样本集中特征最相近数据(最邻近)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-邻近算法中k的出处。通常k是不大于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,最为新数据的分类。
- ②优点:精度高,对异常值不敏感。简单易用,相比其他算法,KNN算是比较简洁明了的算法。即使没有很高的数学基础也能搞清楚它的原理。预测效果好。
- ③缺点: 计算复杂度高,对内存要求较高,因为该算法存储了所有训练数据,空间复杂度高。
- ④计算距离:通过测量新的测试数据和样本数据之间特征值的距离,选出最相似的前k个样本数据。计算距离的方法有:欧式距离,曼哈顿距离等等,此处不做详述。
- k-近邻算法是机器学习算法中有监督学习算法的一种,主要用于分类:适用于数据集较小的数据的分类;数据集大可用深度学习神经网络进行分类。

四、实验步骤

1.收集数据: 提供文本文件

数据集包括两部分:

- ·一部分是训练数据集,共有1934个数据;
- 另一部分是测试数据集,共有946 个数据。

两个数据集中所有命名格式是统一的,例如"3_12.txt",表示数字5的第12个样本,这样是为了方便提取出样本的真实标签。

文件(F) 編辑(E) 恰式(O) 宣音(V) 帮助(H)	M 34 12 12 16
00000000000000000111000000000000000000	及的印配引定
0000000000011111111000000000000	HUANGGANG NORMAL UNIVERSITY
00000000011111111111110000000000	
00000000111111111111111000000000	
0000000111111111111111111100000000	2 KB
0000000111111111111111111100000000	2 KB
0000001111111111000111111100000000	2 KB
000000011111100000111111100000000	2 KB
00000001111000000011111100000000	2 KB
000000000000000011111100000000	2 KB
000000000000000111111000000000	2 KB
000000000000001111111000000000	2 KB
0000000000000011111110000000000	2 KB
0000000000000011111110000000000	2 KB
0000000000001111111000000000000	2 KB
00000000000111111111000000000000	2 KB
00000000000111111111000000000000	2 KB
00000000001111111111110000000000	2 KB
00000000001111111111111000000000	2 KB
000000000001111111111111110000000	2 KB
000000000000111111111111110000000	2 KB
000000000000000001111111000000	2 KB 2 KB
000000000000000000111111000000	2 KB
000000000000000000111111000000	2 KB
000000000000000000111111000000	2 KB
000000000000000001111111000000	2 KB
0000000000000011111111110000000	2 KB
00000000011111111111111100000000	2 KB
00000000011111111111111100000000	Z KD
0000000001111111111100000000000	
0000000000111111111100000000000	
0000000000000011100000000000000	力行 致远\\\

3_0.txt 3_1.txt 3_2.txt

3_3.txt 3_4.txt 3 5.txt

3_6.txt 3_7.txt 3_8.txt

3_9.txt 3_10.txt 3_11.txt

3_12.txt 3_13.txt 3_14.txt

3_15.txt 3_16.txt 3_17.txt

3_18.txt 3_19.txt

3_20.txt 3_21.txt 3_22.txt

3_23.txt 3_24.txt



2.准备数据:将图像转换为测试向量

• 将图像格式化处理为一个向量,把每一个32x32的二进制图像矩阵转换为1×1024的向量。编写函数img2vector,将图像转换为向量:该函数创建1×1024的Numpy数组,然后打开给定的文件,循环读出文件的前32行,并将每行的头32个字符值存储在Numpy数组中,最后返回数据。



```
11 11 11
   函数说明:将32x32的二进制图像转换为1x1024向量
   def img2vector(filename):
   ····#创建1x1024零向量
12 \cdot \cdot \cdot \cdot returnVect = np.zeros((1, 1024))
   ****#打开文件
   fr = open(filename)
   ····#按行读取
  for i in range(32):
  #读一行数据
  lineStr = fr.readline()
19
   ······#每一行的前32个元素依次添加到returnVect中
20 ·····for·j·in·range(32):
21 ·····returnVect[0, 32*i+j] = int(lineStr[j])
22 ····#返回转换后的1x1024向量
23
    ···return returnVect
```

3.测试算法: 使用k-近邻算法识别手写数字

- 编写handwritingClassTest()函数。
- 将trainingDigits目录中的文件内容存储在 列表中, 然后可以得到目录中有多少文件, 并将其存储在变量m中。接着创建一个m 行1024列的训练矩阵,该矩阵的每行数据 存储一个图像。我们可以从文件名中解析 出分类数字。如9_45.txt的分类是9,它是 数字9的第45个实例。然后我们可以将类 代码存储在hwLabels向量中,使用 img2vector函数载入图像。接着对 testDigits 目录中的文件执行相似的操作, 不同之处是我们并不将这个目录下的文件 载入矩阵中,而是使用KNN.predict()函数 测试该目录下的每个文件。

```
函数说明: 手写数字分类例试
def handwritingClassTest():
····#训练集的Labels
   hwLabels = []
····#返回trainingDigits目录下的文件名
   trainingFileList = listdir('trainingDigits')
   ·#返回文件夹下文件的个数
   -m = len(trainingFileList)
   #初始化训练的Mat矩阵,训练集
   trainingMat = np.zeros((m, 1024))
   #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
        fileNameStr = trainingFileList[i]
       classNumber·=·int(fileNameStr.split('_')[0])
#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
       trainingMat[i,:] = img2vector('trainingDigits/%s' % (fileNameStr))
   ·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
testFileList = listdir('testDigits')
   errorCount = 0.0
   mTest = len(testFileList)
   ·#从文件中解析出测试集的类别并进行·分类测试
   ·showflag=·l·#只展示第一个分错的
····for i in range(mTest):
       fileNameStr = testFileList[i]
       classNumber = int(fileNameStr.split(' ')[0])
        #获得测试集的1x1024向量,用于训练
       vectorUnderTest = img2vector('testDigits/%s' % (fileNameStr))
       classifierResult = neigh.predict(vectorUnderTest)
       print("分类返回结果为%d\t_真实结果为%d" % (classifierResult, classNumber))
 ....if(classifierResult != classNumber):
           errorCount += 1.0
           #一旦分类错误就显示错误结果,×掉绘图框后继续预测
           imageDir = txt2image('testDigits/%s' % (testFileList[i]))
           print(imageDir)
           plt.imshow(imageDir)
           plt.title(' 勞%s 个分类错误, testFileList/%s, 真实结果为; %s, 预测结果为; %s'\
                    ଃ (showflag,testFileList[i],classNumber,classifierResult))
           ·plt.show()
           showflag += 1
····print("总共循了%d个激振\n循误率为%f%%" % (errorCount, errorCount/mTest * 100))
```



五、实验结果



• 测试handwritingClassTest()函数:

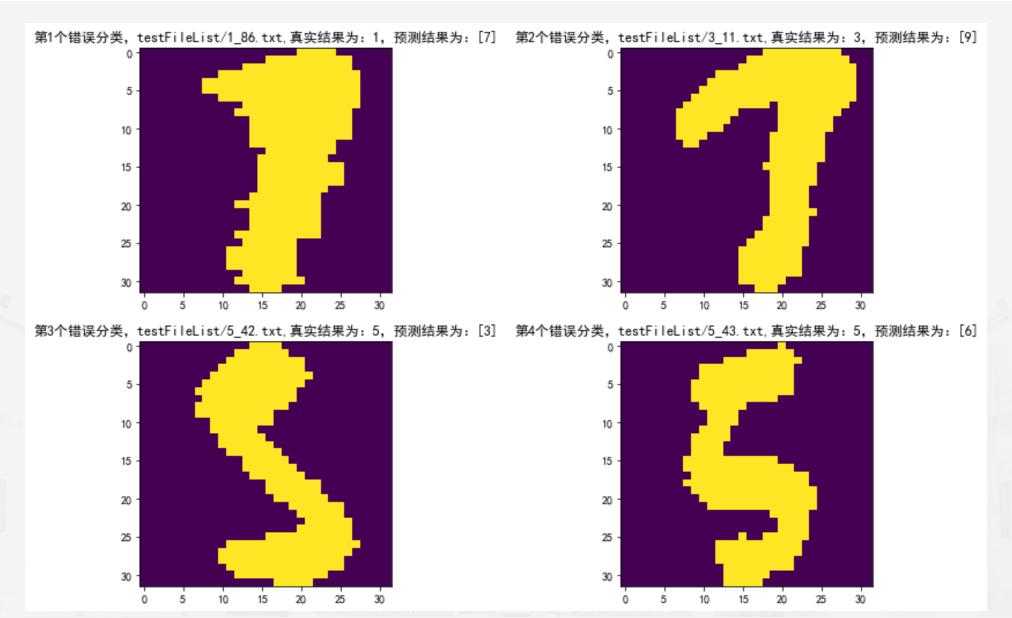
```
74 """
75 函数说明:main函数
76 """
77 #开始时间
78 start·=·time.perf_counter()
79 #测试handwritingClassTest()的输出结果
80 handwritingClassTest()
81 end·=·time.perf_counter()
82 print("运行耗时:%ds"·%(end-start))
```

•测试结果:

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% 运行耗时: 4s

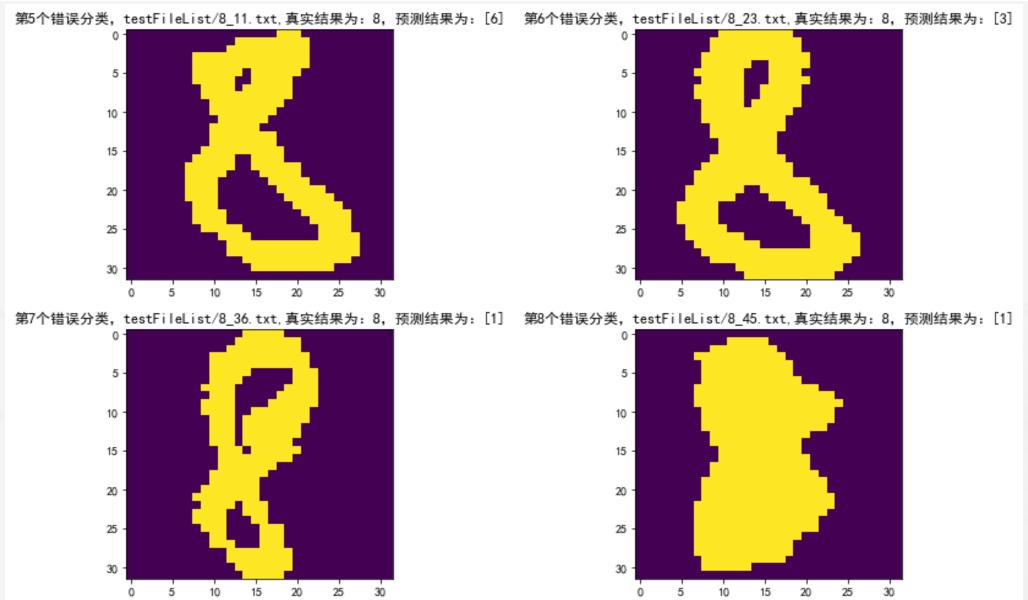
运行结果中的12个分类错误





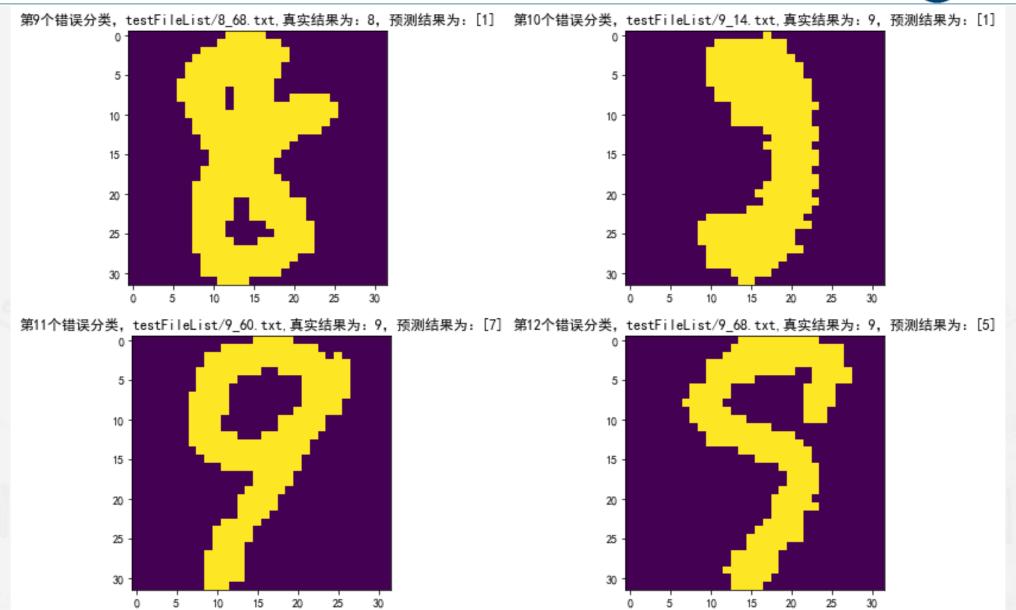
运行结果中的12个分类错误





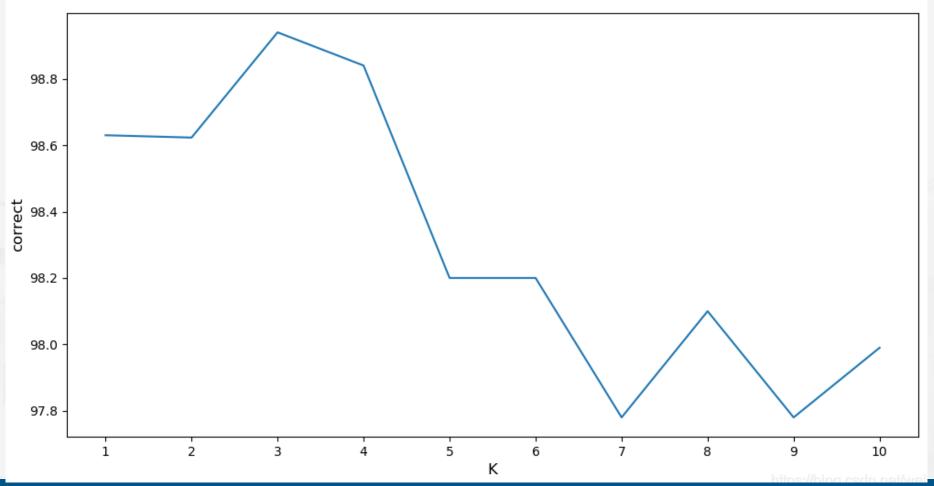
运行结果中的12个分类错误







• K值:下图是K值与模型准确率的关系变化图, K = 3时,模型准确率达到峰值,但随着K增大,准确率越来越小。



六、实验报告要求



- 1、实验目的
- 2、实验内容
- 3、实验原理
- 4、实验代码
- 5、运行截图
- 6、实验小结

- 说明:每个学生都要交电子版的实验报告,命名格式:
- 01/02-XXXXX (学号) -XXXX (姓名)

