**实验三 决策树**

**实验背景：决策树是一种用于对实例进行分类的树形结构。决策树由节点（node）和有向边（directed edge）组成。节点的类型有两种：内部节点和叶子节点。其中，内部节点表示一个特征或属性的测试条件（用于分开具有不同特性的记录），叶子节点表示一个分类。**

**实验代码：**

*''  
 DecisionTree Algorithm  
 Created by PyCharm  
 Date: 2018/7/31  
'''***from** math **import** log  
**import** operator  
**import** matplotlib.pyplot **as** plt  
**import** numpy **as** np  
  
  
**def** loadDataSet(path,training\_sample):  
 *'''  
 从文件中读入训练样本的数据，同上面给出的示例数据  
 下面第20行代码中的1.0表示x0 = 1  
 @param filename 存放训练数据的文件路径  
 @return dataMat 存储训练数据的前两列  
 @return labelMat 存放给出的标准答案（0,1）  
 '''* dataMat = []; labelMat = [] *#定义列表* filename = path+training\_sample  
 fr = open(filename)  
 **for** line **in** fr.readlines():  
 line = line.strip(**'\n'**)  
 lineArr = line.strip().split(**' '**) *#文件中数据的分隔符* dataMat.append([float(lineArr[0]), float(lineArr[1]),float(lineArr[2])]) *#前两列数据和一列标签* labelMat.append(float(lineArr[2])) *#标准答案* **return** dataMat,labelMat  
  
  
**def** calcShannonEnt(dataSet): *#计算数据的熵(entropy)  
 '''  
 计算给定数据集的香农熵  
 @***:param** *dataSet 数据集  
 @***:return** *shannonEnt 返回香农熵值  
 '''* numEntries = len(dataSet) *#数据条数* labelCounts = {}  
 **for** featVec **in** dataSet: *#统计每一类的数量* currentLabel = featVec[-1] *#取最后一列的键值* **if** currentLabel **not in** labelCounts.keys(): *#当前键值不存在，初始化当前键值* labelCounts[currentLabel] = 0  
 labelCounts[currentLabel] += 1 *#统计当前键值出现的次数* shannonEnt = 0  
 **for** key **in** labelCounts: *#计算所有键值的熵* prob = float(labelCounts[key])/numEntries *#计算单个键值的熵值* shannonEnt -= prob\*log(prob,2) *#累加单个键值的熵值* **return** shannonEnt  
  
  
**def** createDataDic(feat): *#创建分支条件  
 '''  
 定义数据集，画图用  
 @***:param** *dataSet 数据集  
 @***:param** *labels 特征值  
 '''* dataSet = [[**'<'**+str(feat[0]),**'<'**+str(feat[1]),**'false'**],  
 [**'>'**+str(feat[0]),**'<'**+str(feat[1]),**'false'**],  
 [**'<'**+str(feat[0]),**'>'**+str(feat[1]),**'false'**],  
 [**'>'**+str(feat[0]),**'>'**+str(feat[1]),**'true'**]]  
  
 labels = [**'feature1'**,**'feature2'**]  
 **return** dataSet,labels  
  
  
  
**def** splitDataSet(dataSet,axis,value):  
 *"""  
 统计数据集中该特征值value的数量  
 @***:param** *dataSet 待划分数据集  
 @***:param** *axis 划分数据集的特征,指出是第几类特征  
 @***:param** *value 特征的返回值，指出是哪一类特征的那个值  
 @return retDataSet 划分后的数据集  
 """* retDataSet = []  
 **for** featVec **in** dataSet: *#取一行* **if** featVec[axis] == value: *#该列值是否为所要值* reducedFeatVec = featVec[:axis] *#取0到axis的值  
 #reducedFeatVec = featVec[:]* reducedFeatVec.extend(featVec[axis+1:]) *#取axis+1之后的值* retDataSet.append(reducedFeatVec)  
 **return** retDataSet  
  
  
**def** chooseBestFeatureToSplit(dataSet): *#选择最优的分类特征  
 """  
 选择特征划分的优先次序，画图用  
 @***:param** *dataSet 初始数据集  
 @***:return** *bestFeature 最优划分方式  
 """* numFeatures = len(dataSet[0])-1 *#数据集中的特征数量* baseEntropy = calcShannonEnt(dataSet) *#根据标签计算的初始熵* bestInfoGain = 0  
 bestFeature = -1  
 **for** i **in** range(numFeatures): *#寻找最优分类特征* featList = [example[i] **for** example **in** dataSet] *#第i类特征* uniqueVals = set(featList) *#去除重复的特征值* newEntropy = 0 *#初始化信息熵* **for** value **in** uniqueVals:  
 subDataSet = splitDataSet(dataSet,i,value) *#第i列特征中value值在dataSet的数量* prob = len(subDataSet)/float(len(dataSet)) *#该特征值数除特征值总数量* newEntropy += prob\*calcShannonEnt(subDataSet) *#累加该列特征各特征值的信息熵* infoGain = baseEntropy - newEntropy *#信息增益=熵（总）- 熵（某个特征）* **if** (infoGain > bestInfoGain): *#若按某特征划分后，熵值减少的最大，则次特征为最优分类特征* bestInfoGain =infoGain  
 bestFeature = i  
 **return** bestFeature  
  
  
**def** getSubCol(dataSet,col1,col2):  
 *"""  
 取列表的部分列  
 @***:param** *dataSet 数据列表  
 @***:param** *col1 第col1列  
 @***:param** *col2 第col2列  
 @***:return** *list 返回列表子集  
 """* rownum = len(dataSet)  
 list = []  
 **for** featVec **in** dataSet: *# 统计每一类的数量* list.append([featVec[col1],featVec[col2]])  
  
 **return** list  
  
  
**def** getSubRow(dataSet,row1,row2):  
 *"""  
 取列表的部分行  
 @***:param** *dataSet 数据列表  
 @***:param** *row1 第row1行  
 @***:param** *row2 第row2行  
 @***:return** *list 返回列表子集  
 """* rownum = len(dataSet) *#数据行数* list = []  
 **for** i **in** range(row1,row2+1): *#取部分数据集* list.append(dataSet[i])  
  
 **return** list  
  
  
**def** chooseBestNumberToSplit(baseEntropy,featList):  
 *"""  
 获取每个特征属性的最佳分割点  
 @***:param** *dataSet 数据列表  
 @***:return** *bestNumber 返回最佳分割点  
 """* rownum = len(featList) *#行数* bestInfoGain = 0 *#最佳信息增益* bestNumber = -1 *#最佳分割点的下标* featList.sort() *#递增排序* **for** i **in** range(rownum):  
 subList = getSubRow(featList,0,i) *#获取0到i行的数据* EntD0 = calcShannonEnt(subList) *#前部分信息熵* temp = rownum - (i+1)  
 subList = getSubRow(featList,i+1,rownum-1) *#获取i+1到最后一行的数据* EntD1 = calcShannonEnt(subList) *#后部分信息熵* Gain = baseEntropy - (((i+1)/rownum)\*EntD0+(temp/rownum)\*EntD1) *#计算信息增益* **if** Gain > bestInfoGain: *#是否大于当前最大信息增益* bestNumber = i  
 bestInfoGain = Gain  
 **return** featList[bestNumber][0] *#返回最佳分割点***def** majorityCnt(classList):  
 *"""  
 按分类后类别数量排序，比如：最后分类为2男1女，则判定为男  
 @***:param** *classList 数据字典  
 @***:return** *sortedClassCount[0][0] 返回出现次数最多的分类名称  
 """* classCount={}  
 **for** vote **in** classList: *#统计各键值的频率* **if** vote **not in** classCount.keys(): *#若不存在初始化为0* classCount[vote]=0  
 classCount[vote]+=1 *#频率加1  
 #利用operator操作键值排序字典* sortedClassCount = sorted(classCount.items(),key=operator.itemgetter(1),reverse=True) *#排序* **return** sortedClassCount[0][0]  
  
  
**def** createTree(dataSet,treeSet,labels):  
 *"""  
 创建树  
 @***:param** *dataSet 原始数据集  
 @***:param** *labels 特征值  
 @***:param** *myTree 返回创建好的决策树  
 """* classList=[example[-1] **for** example **in** treeSet] *#最后一列值* **if** classList.count(classList[0])==len(classList): *#类别完全相同则停止继续划分* **return** classList[0]  
 **if** len(treeSet[0])==1: *#遍历完所有特征时返回出现次数最多的特征值* **return** majorityCnt(classList)  
 bestFeat=chooseBestFeatureToSplit(dataSet) *#选择最优特征* bestFeatLabel=labels[bestFeat] *#取最优特征值* myTree={bestFeatLabel:{}} *#创建树，以字典类型存储树的信息* **del**(labels[bestFeat]) *#删除该特征* featValues=[example[bestFeat] **for** example **in** treeSet] *#得到列包含的所有特征值* uniqueVals=set(featValues) *#除去重复的特征值* **for** value **in** uniqueVals: *#递归创建树(构造数据字典的过程)* subLabels=labels[:]  
 myTree[bestFeatLabel][value]=createTree(dataSet,splitDataSet\  
 (treeSet,bestFeat,value),subLabels)  
 **return** myTree  
  
  
**'''  
-------------  
构造注解树  
-------------  
'''  
  
  
def** getNumLeafs(myTree):  
 *"""  
 获取叶节点的数目  
 @***:param** *myTree 创建后的树  
 @***:return** *numLeafs 返回叶节点的数目  
 """* numLeafs = 0  
 firstStr = list(myTree.keys())[0]  
 secondDict = myTree[firstStr]  
 **for** key **in** secondDict.keys():  
 **if** type(secondDict[key]) **is** dict: *#不是子节点* numLeafs += getNumLeafs(secondDict[key])  
 **else**:  
 numLeafs += 1 *#统计子节点* **return** numLeafs  
  
  
**def** getTreeDepth(myTree):  
 *"""  
 获取树的层数  
 @***:param** *myTree 创建的树  
 @***:return** *maxDepth 树的最大深度  
 """* maxDepth = 0  
 firstStr = list(myTree.keys())[0]  
 secondDict = myTree[firstStr]  
 **for** key **in** secondDict.keys():  
 **if** type(secondDict[key]) **is** dict: *#还有子节点* thisDepth = 1 + getTreeDepth(secondDict[key])  
 **else**:  
 thisDepth = 1  
 **if** thisDepth > maxDepth: *#是否为最深点* maxDepth = thisDepth  
 **return** maxDepth  
  
  
**def** plotMidText(cntrPt,parentPt,txtString):  
 *"""  
 计算父节点和子节点的中间位置，并在此处添加简单的文本标签信息  
 @***:param** *cntrPt 子节点  
 @***:param** *parentPt 父节点  
 @***:param** *txtString 标签值  
 """* xMid = (parentPt[0] - cntrPt[0])/2.0 + cntrPt[0] *#计算标签的横值* yMid = (parentPt[1] - cntrPt[1])/2.0 + cntrPt[1] *#计算标签的纵值* plotBestFit.ax1.text(xMid,yMid,txtString) *#插值操作*dicisionNode = {**'boxstyle'**: **"sawtooth"**, **'fc'**: **"0.8"**}  
leafNode = {**'boxstyle'**: **"round4"**, **'fc'**: **"0.8"**}  
arrow\_args = {**'arrowstyle'**: **"<-"**}  
**def** plotNode(nodeTxt,centerPt,parentPt,nodeType):  
 *"""  
 执行了实际的绘图功能  
 @***:param** *nodeTxt 节点值  
 @***:param** *centerPt 起始点  
 @***:param** *parentPt 终止点  
 @***:param** *nodeType 节点类型  
 """* plotBestFit.ax1.annotate(nodeTxt,xy=parentPt,  
 xycoords=**'axes fraction'**,  
 xytext=centerPt,textcoords=**'axes fraction'**,  
 va=**"center"**,ha=**"center"**,bbox=nodeType,arrowprops=arrow\_args)  
  
  
**def** plotTree(myTree,parentPt,nodeTxt):  
 *"""  
 创建树图  
 @***:param** *myTree 数据字典  
 @***:param** *parentPt 起始位置  
 """* numLeafs = getNumLeafs(myTree) *#获取叶节点的数目* depth = getTreeDepth(myTree) *#获取树的层数* firstStr = list(myTree.keys())[0]  
 cntrPt = (plotTree.xOff + (1.0 + float(numLeafs))/2.0/plotTree.totalW,\  
 plotTree.yOff) *#计算位置* plotMidText(cntrPt,parentPt,nodeTxt) *#插入标签* plotNode(firstStr,cntrPt,parentPt,dicisionNode) *#实现绘图功能* secondDict = myTree[firstStr]  
 plotTree.yOff = plotTree.yOff - 1.0/plotTree.totalD *#更新纵值* **for** key **in** secondDict.keys():  
 **if** type(secondDict[key]) **is** dict: *#是数据字典* plotTree(secondDict[key],cntrPt,str(key)) *#递归调用* **else**: *#是叶节点* plotTree.xOff = plotTree.xOff + 1.0/plotTree.totalW *#更新横值* plotNode(secondDict[key],(plotTree.xOff,plotTree.yOff),cntrPt,leafNode) *#实现绘图功能* plotMidText((plotTree.xOff,plotTree.yOff),cntrPt,str(key)) *#插入标签* plotTree.yOff = plotTree.yOff + 1.0/plotTree.totalD *#更新纵值***def** plotBestFit(dataArr,inTree,labelMat1,labelMat2):  
 *"""  
 分类效果展示  
 @***:param** *weights 回归系数  
 @***:param** *path 数据文件路径  
 @***:return** *null  
 """* n = len(dataArr) *#取行数* xcord1 = []; ycord1 = []  
 xcord2 = []; ycord2 = []  
 xcord3 = []; ycord3 = []  
 xcord4 = []; ycord4 = []  
  
 **for** i **in** range(n): *#将训练前的数据分类存储* **if** int(labelMat1[i])== 1:  
 xcord1.append(dataArr[i][0]); ycord1.append(dataArr[i][1])  
 **else**:  
 xcord2.append(dataArr[i][0]); ycord2.append(dataArr[i][1])  
 **for** i **in** range(n): *#将训练后的数据分类存储* **if** int(labelMat2[i])== 1:  
 xcord3.append(dataArr[i][0]); ycord3.append(dataArr[i][1])  
 **else**:  
 xcord4.append(dataArr[i][0]); ycord4.append(dataArr[i][1])  
 **"""  
 创建树图  
 """** fig = plt.figure(**'DecisionTree1'**)  
 fig.clf()  
 axprops = {**'xticks'**: [], **'yticks'**: []}  
 plotBestFit.ax1 = plt.subplot(111, frameon=False, \*\*axprops)  
 plotTree.totalW = float(getNumLeafs(inTree)) *# 存储树的宽度* plotTree.totalD = float(getTreeDepth(inTree)) *# 存储树的深度* plotTree.xOff = -0.5 / plotTree.totalW;  
 plotTree.yOff = 1.0 *# 追踪已经绘制的节点位置* plotTree(inTree, (0.5, 1.0), **''**) *# 显示字典数据* **"""  
 决策树预测结果  
 """** fig = plt.figure(**"DecisionResult"**) *#新建一个画图窗口* ax = fig.add\_subplot(111) *#添加一个子窗口* ax.set\_title(**'Forecast'**)  
 ax.scatter(xcord3, ycord3, s=30, c=**'red'**, marker=**'s'**)  
 ax.scatter(xcord4, ycord4, s=30, c=**'green'**)  
 plt.xlabel(**'X1'**); plt.ylabel(**'X2'**)  
  
 plt.figure(**"DecisionBefore"**)  
 plt.title(**'Original'**)  
 plt.scatter(xcord1, ycord1, s=30, c=**'red'**, marker=**'s'**)  
 plt.scatter(xcord2, ycord2, s=30, c=**'green'**)  
 plt.xlabel(**'X1'**);plt.ylabel(**'X2'**)  
 plt.show()  
  
**def** getResult(dataArr,feat):  
 h = []  
 **for** featVec **in** dataArr:  
 **if**((featVec[0]>feat[0]) **and** (featVec[1]>feat[1])):  
 h.append(0)  
 **else**:  
 h.append(1)  
 **return** h  
  
**def** featuerSplit(trainingSet):  
 *"""  
 对每一类特征求最佳分割点* **:param** *trainingSet:训练集* **:return***: 返回每个特征的分割点  
 """* baseEntropy = calcShannonEnt(trainingSet) *# 求初始香农熵* featList = getSubCol(trainingSet, 0, 2) *#取一和三列* feat1 = chooseBestNumberToSplit(baseEntropy, featList) *# 求特征1最佳分割点* featList = getSubCol(trainingSet, 1, 2) *#取二和三列* feat2 = chooseBestNumberToSplit(baseEntropy, featList) *# 求特征2最佳分割点* **return** [feat1, feat2] *#返回特征分割点*

**实验结果：**