菊安酱的机器学习第2期

菊安酱的直播间：https://live.bilibili.com/14988341

每周一晚8:00 菊安酱和你不见不散哦~(^o^)/~

更新日期：2018-11-11

作者：菊安酱

课件内容说明：

- 本文为作者原创内容，转载请注明作者和出处
- 如果想获得此课件及录播视频，可扫描下面二维码，回复"k"进群
- 若有任何疑问，请联系作者邮箱：18761873158@163.com

直播视频及课件：http://www.peixun.net/view/1278.html

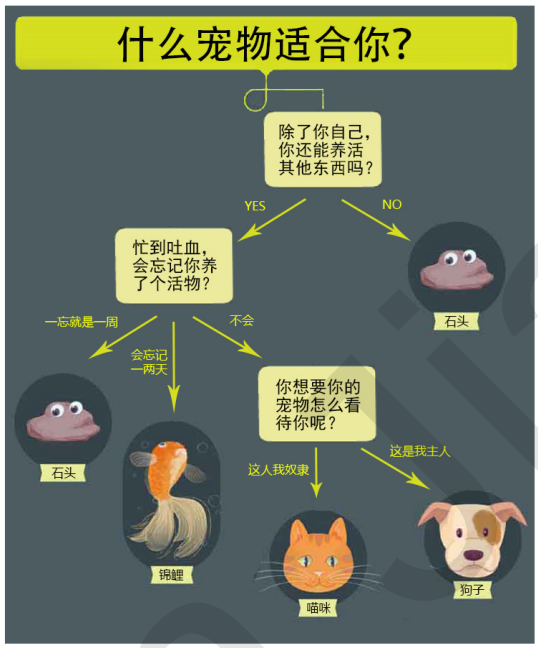
决策树

一、概述

决策树（Decision Tree）是有监督学习中的一种算法，并且是一种基本的分类与回归的方法。也就是说，决策树有两种：分类树和回归树。这里我们主要讨论分类树，后面再为大家讲解回归树。

什么是决策树

让我们从养宠物开始说起~



通过上面的例子，我们很容易理解：决策树算法的本质就是树形结构，我们可以通过一些精心设计的问题，就可以对数据进行分类了。在这里，我们需要了解三个概念：

节点	说明
根节点	没有进边，有出边
中间节点	既有进边也有出边，但进边有且仅有一条，出边也可以有很多条
叶节点	只有进边，没有出边，进边有且仅有一条。**每个叶节点都是一个类别标签**
*父节点和子节点	在两个相连的节点中，更靠近根节点的是父节点，另一个则是子节点。**两者是相对的。**

我们可以把决策树看作是一个if-then规则的集合。将决策树转换成if-then规则的过程是这样的：

- 由决策树的根节点到叶节点的每一条路径构建一条规则
- 路径上中间节点的特征对应着规则的条件，也叶节点的类标签对应着规则的结论

  决策树的路径或者其对应的if-then规则集合有一个重要的性质：互斥并且完备。也就是说，每一个实例都被**有且仅有一条**路径或者规则所覆盖。这里的覆盖是指实例的特征与路径上的特征一致，或实例满足规则的条件。

二、决策树的构建准备工作

使用决策树做分类的每一个步骤都很重要，首先我们要收集足够多的数据，如果数据收集不到位，将会导致没有足够的特征去构建错误率低的决策树。数据特征充足，但是不知道用哪些特征好，也会导致最终无法构建出分类效果好的决策树。从算法方面来看的话，决策树的构建就是我们的核心内容。

决策树如何构建呢？通常，这一过程可以概括为3个步骤：特征选择、决策树的生成和决策树的剪枝。关于剪枝部分，我会放到回归树中给大家作详细的讲解。

1.特征选择

特征选择就是决定用哪个特征来划分特征空间，其目的在于选取对训练数据具有分类能力的特征。这样可以提高决策树学习的效率。如果利用一个特征进行分类的结果与随机分类的结果没有很大的差别，则称这个特征是没有分类能力的，经验上扔掉这些特征对决策树学习的精度影响不会很大。

那如何来选择最优的特征来划分呢？一般而言，随着划分过程不断进行，我们希望决策树的分支节点所包含的样本尽可能属于同一类别，也就是节点的**纯度**（purity）越来越高。

下面三个图表示的是纯度越来越低的过程，最后一个表示的是纯度最低的状态。

在实际使用中，我们衡量的常常是不纯度。度量不纯度的指标有很多种，比如：熵、增益率、基尼指数。

这里我们使用的是熵，也叫作**香农熵**，这个名字来源于信息论之父 克劳德·香农。

1.1 香农熵及计算函数

熵定义为信息的期望值。在信息论与概率统计中，熵是表示随机变量不确定性的度量。

假定当前样本集合D中一共有n类样本，第i类样本为x_i，那么x_i的信息定义为：

$$l(x_i) = -log_2 p(x_i)$$

其中$p(x_i)$是选择该分类的概率。

通过上式，我们可以得到所有类别的信息。为了计算熵，我们需要计算所有类别所有可能值包含的信息期望值(数学期望)，通过下面的公式得到：

$$Ent(D) = -\sum_{i=1}^{n} p(x_i) log_2 p(x_i)$$

$Ent(D)$的值越小，则D的不纯度就越低。

香农熵的python代码如下：

```
"""
函数功能：计算香农熵
参数说明：
    dataSet：原始数据集
返回：
    ent:香农熵的值
"""
def calEnt(dataSet):
    n = dataSet.shape[0]                          #数据集总行数
    iset = dataSet.iloc[:,-1].value_counts()      #标签的所有类别
    p = iset/n                                    #每一类标签所占比
    ent = (-p*np.log2(p)).sum()                   #计算信息熵
    return ent
```

以书上的海洋生物数据为例，我们来构建数据集，并计算其香农熵

No.	no surfacing	flippers	fish
1	1	1	yes
2	1	1	yes
3	1	0	no
4	0	1	no
5	0	1	no

表1 海洋生物数据

```
#创建数据集
import numpy as np
import pandas as pd

def createDataSet():
    row_data = {'no surfacing':[1,1,1,0,0],
                'flippers':[1,1,0,1,1],
                'fish':['yes','yes','no','no','no']}
    dataSet = pd.DataFrame(row_data)
    return dataSet
```

```
dataSet = createDataSet()
dataSet
```

```
calEnt(dataSet)
```

熵越高，信息的不纯度就越高。也就是混合的数据就越多。

1.2 信息增益

信息增益（Information Gain）的计算公式其实就是父节点的信息熵与其下所有子节点总信息熵之差。但这里要注意的是，此时计算子节点的总信息熵不能简单求和，而要求在求和汇总之前进行修正。

假设离散属性a有V个可能的取值$\{a^1,a^2,.....,a^V\}$,若使用a对样本数据集D进行划分，则会产生V个分支节点，其中第v个分支节点包含了D中所有在属性a上取值为a^v的样本，记为D^v.我们可根据信息熵的计算公式计算出D^v的信息熵，再考虑到不同的分支节点所包含的样本数不同，给分支节点赋予权重$|D^v|/|D|$,这就是所谓的的修正。

所以信息增益的计算公式为

$$Gain(D,a)=Ent(D)-\sum_{v=1}^{V}\frac{|D^v|}{|D|}Ent(D^v)$$

那我们手动计算一下，海洋生物数据集中第0列的信息增益：

$$\begin{aligned}Gain('nosurfacing')&=Ent(D)-[\frac{3}{5}Ent(D_1)+\frac{2}{5}Ent(D_2)]\\&=calEnt(dataSet)-[\frac{3}{5}(-\frac{2}{3}log_2\frac{2}{3}-\frac{1}{3}log_2\frac{1}{3})+\frac{2}{5}(-\frac{2}{2}log_2\frac{2}{2})]\\&=0.97-0.55\\&=0.42\end{aligned}$$

```
a=(3/5)*(-(2/3)*np.log2(2/3)-(1/3)*np.log2(1/3))
calEnt(dataSet)-a
```

用同样的方法，我们可以把第1列的信息增益也算出来，结果为0.17

2. 数据集最佳切分函数

划分数据集的最大准则是选择**最大信息增益**，也就是信息下降最快的方向。

```
"""
函数功能：根据信息增益选择出最佳数据集切分的列
参数说明：
    dataSet：原始数据集
返回：
    axis:数据集最佳切分列的索引
"""

#选择最优的列进行切分
def bestSplit(dataSet):
    baseEnt = calEnt(dataSet)                                   #计算原始熵
    bestGain = 0                                                #初始化信息增益
    axis = -1                                                   #初始化最佳切分列，标签列
    for i in range(dataSet.shape[1]-1):                         #对特征的每一列进行循环
        levels= dataSet.iloc[:,i].value_counts().index          #提取出当前列的所有取值
        ents = 0                                                #初始化子节点的信息熵
        for j in levels:                                        #对当前列的每一个取值进行循环
            childSet = dataSet[dataSet.iloc[:,i]==j]            #某一个子节点的dataframe
            ent = calEnt(childSet)                              #计算某一个子节点的信息熵
            ents += (childSet.shape[0]/dataSet.shape[0])*ent #计算当前列的信息熵
        #print(f'第{i}列的信息熵为{ents}')
```

```
        infoGain = baseEnt-ents                                    #计算当前列的信息增益
        #print(f'第{i}列的信息增益为{infoGain}')
        if (infoGain > bestGain):
            bestGain = infoGain                                    #选择最大信息增益
            axis = i                                               #最大信息增益所在列的索引
    return axis
```

通过上面手动计算，我们知道：

第0列的信息增益为0.42，第1列的信息增益为0.17，0.42>0.17，所以我们应该选择第0列进行切分数据集。

接下来，我们来验证我们构造的数据集最佳切分函数返回的结果与手动计算的结果是否一致。

```
bestSplit(dataSet)        #返回的结果为0，即选择第0列来切分数据集
```

3. 按照给定列切分数据集

通过最佳切分函数返回最佳切分列的索引，我们就可以根据这个索引，构建一个按照给定列切分数据集的函数

```
"""
函数功能：按照给定的列划分数据集
参数说明：
    dataSet：原始数据集
    axis：指定的列索引
    value：指定的属性值
返回：
    redataSet：按照指定列索引和属性值切分后的数据集
"""

def mySplit(dataSet,axis,value):
    col = dataSet.columns[axis]
    redataSet = dataSet.loc[dataSet[col]==value,:].drop(col,axis=1)
    return redataSet
```

验证函数，以axis=0，value=1为例

```
mySplit(dataSet,0,1)
```

三、递归构建决策树

目前我们已经学习了从数据集构造决策树算法所需要的子功能模块，其工作原理如下：得到原始数据集，然后基于最好的属性值划分数据集，由于特征值可能多于两个，因此可能存在大于两个分支的数据集划分。第一次划分之后，数据集被向下传递到树的分支的下一个结点。在这个结点上，我们可以再次划分数据。因此我们可以采用递归的原则处理数据集。

决策树生成算法递归地产生决策树，直到不能继续下去为止。这样产生的树往往对训练数据的分类很准确，但对未知的测试数据的分类却没有那么准确，即出现过拟合现象。过拟合的原因在于学习时过多地考虑如何提高对训练数据的正确分类，从而构建出过于复杂的决策树。解决这个问题的办法是考虑决策树的复杂度，对已生成的决策树进行简化，也就是常说的剪枝处理。剪枝处理的具体讲解我会放在回归树里面。

1. ID3算法

构建决策树的算法有很多，比如ID3、C4.5和CART，基于《机器学习实战》这本书，我们选择ID3算法。

ID3算法的核心是在决策树各个节点上对应信息增益准则选择特征，递归地构建决策树。具体方法是：从根节点开始，对节点计算所有可能的特征的信息增益，选择信息增益最大的特征作为节点的特征，由该特征的不同取值建立子节点；再对子节点递归地调用以上方法，构建决策树；直到所有特征的信息增益均很小或没有特征可以选择为止。最后得到一个决策树。

递归结束的条件是：程序遍历完所有的特征列，或者每个分支下的所有实例都具有相同的分类。如果所有实例具有相同分类，则得到一个叶节点。任何到达叶节点的数据必然属于叶节点的分类，即叶节点里面必须是标签。

2. 编写代码构建决策树

```
"""
函数功能：基于最大信息增益切分数据集，递归构建决策树
参数说明：
    dataSet：原始数据集（最后一列是标签）
返回：
    myTree：字典形式的树
"""
def createTree(dataSet):
    featlist = list(dataSet.columns)                          #提取出数据集所有的列
    classlist = dataSet.iloc[:,-1].value_counts()             #获取最后一列类标签
    #判断最多标签数目是否等于数据集行数，或者数据集是否只有一列
    if classlist[0]==dataSet.shape[0] or dataSet.shape[1] == 1:
        return classlist.index[0]                             #如果是，返回类标签
    axis = bestSplit(dataSet)                                 #确定出当前最佳切分列的索引
    bestfeat = featlist[axis]                                 #获取该索引对应的特征
    myTree = {bestfeat:{}}                                    #采用字典嵌套的方式存储树信息
    del featlist[axis]                                        #删除当前特征
    valuelist = set(dataSet.iloc[:,axis])                     #提取最佳切分列所有属性值
    for value in valuelist:                                   #对每一个属性值递归建树
        myTree[bestfeat][value] = createTree(mySplit(dataSet,axis,value))
    return myTree
```

查看函数运行结果

```
myTree = createTree(dataSet)
myTree
```

四、决策树的存储

构造决策树是很耗时的任务，即使处理很小的数据集，也要花费几秒的时间，如果数据集很大，将会耗费很多计算时间。因此为了节省时间，建好树之后立马将其保存，后续使用直接调用即可。

我这边使用的是numpy里面的save()函数，它可以直接把字典形式的数据保存为.npy文件，调用的时候直接使用load()函数即可。

```
#树的存储
np.save('myTree.npy',myTree)

#树的读取
read_myTree = np.load('myTree.npy').item()
read_myTree
```

五、使用决策树执行分类

```
"""
函数功能：对一个测试实例进行分类
参数说明：
    inputTree：已经生成的决策树
    labels：存储选择的最优特征标签
    testVec：测试数据列表，顺序对应原数据集
返回：
    classLabel：分类结果
"""
def classify(inputTree,labels, testVec):
    firstStr = next(iter(inputTree))                    #获取决策树第一个节点
    secondDict = inputTree[firstStr]                    #下一个字典
    featIndex = labels.index(firstStr)                  #第一个节点所在列的索引
    for key in secondDict.keys():
        if testVec[featIndex] == key:
            if type(secondDict[key]) == dict :
                classLabel = classify(secondDict[key], labels, testVec)
            else:
                classLabel = secondDict[key]
    return classLabel
```

这里需要注意的是：

1. python3中myTree.keys()返回的是dict_keys,不再是list，所以不能使用myTree.keys()[0]的方法获取结点属性，可以使用list(myTree.keys())[0]
2. $if\ \ type(secondDict[key]) == dict$:书上写的是. _$name$_但是3.0以后得版本都应该写成. __$name$__(两个下划线) ,或者可以直接写成$if\ \ type(secondDict[key]) == dict$:

```
"""
函数功能：对测试集进行预测，并返回预测后的结果
参数说明：
    train：训练集
    test：测试集
返回：
    test：预测好分类的测试集
"""
def acc_classify(train,test):
    inputTree = createTree(train)                       #根据测试集生成一棵树
    labels = list(train.columns)                        #数据集所有的列名称
    result = []
```

```
    for i in range(test.shape[0]):                          #对测试集中每一条数据进行循环
        testVec = test.iloc[i,:-1]                          #测试集中的一个实例
        classLabel = classify(inputTree,labels,testVec)     #预测该实例的分类
        result.append(classLabel)                           #将分类结果追加到result列表中
    test['predict']=result                                  #将预测结果追加到测试集最后一列
    acc = (test.iloc[:,-1]==test.iloc[:,-2]).mean()         #计算准确率
    print(f'模型预测准确率为{acc}')
    return test
```

测试函数

```
train = dataSet
test = dataSet.iloc[:3,:]
acc_classify(train,test)
```

使用SKlearn中graphviz包实现决策树的绘制

```
#导入相应的包
from sklearn import tree
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
import graphviz

#特征
Xtrain = dataSet.iloc[:,:-1]
#标签
Ytrain = dataSet.iloc[:,-1]
labels = Ytrain.unique().tolist()
Ytrain = Ytrain.apply(lambda x: labels.index(x))  #将本文转换为数字

#绘制树模型
clf = DecisionTreeClassifier()
clf = clf.fit(Xtrain, Ytrain)
tree.export_graphviz(clf)
dot_data = tree.export_graphviz(clf, out_file=None)
graphviz.Source(dot_data)

#给图形增加标签和颜色
dot_data = tree.export_graphviz(clf, out_file=None,
                                feature_names=['no surfacing', 'flippers'],
                                class_names=['fish', 'not fish'],
                                filled=True, rounded=True,
                                special_characters=True)
graphviz.Source(dot_data)

#利用render方法生成图形
graph = graphviz.Source(dot_data)
graph.render("fish")
```

这样我们最终要的树模型就画出来啦，当然也可以手动编写函数来实现绘制树的这个过程，接下来我们一起来看看如何手动实现建树过程吧。

六、决策树可视化

决策树的主要优点就是直观易于理解，如果不能将其直观地显示出来，就无法发挥其优势。python目前并没有提供绘制树的工具，所以我们必须自己绘制树形图。

Matplotlib提供了一个非常有用的注解工具annotation，它可以在数据图形上添加文本注解，下面是Matplotlib官网对annotations的详细介绍，感兴趣的小伙伴可以自行查阅：

https://matplotlib.org/users/annotations.html

可视化需要用到的函数：

- getNumLeafs：获取决策树叶子结点的数目
- getTreeDepth：获取决策树的层数
- plotNode：绘制结点
- plotMidText：标注有向边属性值
- plotTree：绘制决策树
- createPlot：创建绘制面板（主函数）

1. 计算叶子节点数目

```
"""
函数功能：递归计算叶子节点的数目
参数说明：
    myTree：字典形式的树
返回：
    numLeafs：叶节点数目
"""
def getNumLeafs(myTree):
    numLeafs = 0                                        #初始化叶节点数目
    firstStr = next(iter(myTree))                       #获得树的第一个键值，即第一个特征
    secondDict = myTree[firstStr]                       #获取下一组字典
    for key in secondDict.keys():
        if type(secondDict[key]) == dict:               #测试该节点是否为字典
            numLeafs += getNumLeafs(secondDict[key])    #是字典，递归，循环计算新分支叶节点数
        else:
            numLeafs +=1                                #不是字典，代表此结点为叶子结点
    return numLeafs
```

2. 计算树深度

树深度计算方式与叶节点计算方式基本上相同

```
"""
函数功能：递归计算树的深度
参数说明：
    myTree：字典形式的树
返回：
    maxDepth：树的最大深度
"""
```

```
def getTreeDepth(myTree):
    maxDepth = 0
    firstStr = next(iter(myTree))
    secondDict = myTree[firstStr]
    for key in secondDict.keys():
        if type(secondDict[key]) == dict:
            thisDepth = 1+getTreeDepth(secondDict[key])
        else:
            thisDepth = 1
        if thisDepth>maxDepth:
            maxDepth = thisDepth
    return maxDepth
```

3. 绘制节点

导入相应的包

```
import matplotlib.pyplot as plt
%matplotlib inline
plt.rcParams['font.sans-serif']=['SimHei']  #用来正常显示中文
```

```
"""
函数功能:绘制节点
参数说明:
    nodeTxt：节点名
    centerPt：文本位置
    parentPt：标注的箭头位置
    nodeType：节点格式
"""
def plotNode(nodeTxt, cntrPt, parentPt, nodeType):
    arrow_args = dict(arrowstyle="<-")                                  #定义箭头格式
    createPlot.ax1.annotate(nodeTxt,
                            xy=parentPt,xycoords='axes fraction',
                            xytext=cntrPt, textcoords='axes fraction',
                            va="center", ha="center",
                            bbox=nodeType,
                            arrowprops=arrow_args)
```

4. 标注有向边属性值

```
"""
函数功能:标注有向边属性值
参数说明:
    cntrPt、parentPt：用于计算标注位置
    txtString：标注的内容
"""
def plotMidText(cntrPt, parentPt, txtString):
    xMid = (parentPt[0]-cntrPt[0])/2.0 + cntrPt[0]                  #计算标注位置的横坐标
    yMid = (parentPt[1]-cntrPt[1])/2.0 + cntrPt[1]                  #计算标注位置的纵坐标
    createPlot.ax1.text(xMid, yMid, txtString, va="center", ha="center", rotation=45)
```

5. 绘制决策树

有人觉得递归树的绘制很难懂，在看这段代码的时候可能大体思路明白但是具体的细节却知之甚少。原因是这本书中一些坐标的起始取值、以及在计算节点坐标所作的处理，但是书中对这部分没有详细讲述。

关于绘图，作者选取了一个很聪明的方式，并不会因为树的节点的增减和深度的增减而导致绘制出来的图形出现问题，这里利用整棵树的叶子节点数作为份数将整个x轴的长度进行平均切分，利用树的深度作为份数将y轴长度作平均切分，并利用plotTree.xOff作为最近绘制的一个叶子节点的x坐标，当再一次绘制叶子节点坐标的时候才会plotTree.xOff才会发生改变;用plotTree.yOff作为当前绘制的深度，plotTree.yOff是在每递归一层就会减一份（上边所说的按份平均切分），其他时候是利用这两个坐标点去计算非叶子节点，这两个参数其实就可以确定一个点坐标，这个坐标确定的时候就是绘制节点的时候。

整体算法的递归思路倒是很容易理解：

每一次都分三个步骤：

(1)绘制自身

(2)判断子节点非叶子节点，递归

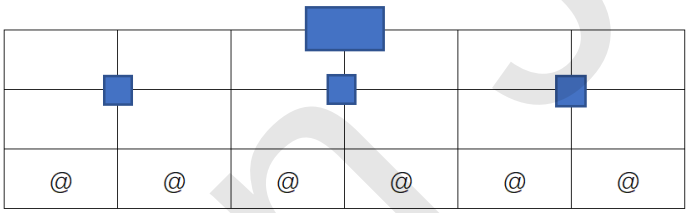
(3)判断子节点为叶子节点，绘制

```
"""
函数功能:绘制决策树
参数说明:
    myTree：决策树(字典)
    parentPt：标注的内容
    nodeTxt：节点名
"""
def plotTree(myTree, parentPt, nodeTxt):
    decisionNode = dict(boxstyle="sawtooth", fc="0.8")  #设置中间节点格式
    leafNode = dict(boxstyle="round4", fc="0.8")        #设置叶节点格式
    numLeafs = getNumLeafs(myTree)                      #获取决策树叶结点数目，决定了树的宽度
    depth = getTreeDepth(myTree)                        #获取决策树层数
    firstStr = next(iter(myTree))                       #下个字典
    cntrPt = (plotTree.xOff+(1.0+float(numLeafs))/2.0/plotTree.totalW,plotTree.yOff)#确
定中心位置
    plotMidText(cntrPt, parentPt, nodeTxt)              #标注有向边属性值
    plotNode(firstStr, cntrPt, parentPt, decisionNode)  #绘制节点
    secondDict = myTree[firstStr]                       #下一个字典，也就是继续绘制子结点
    plotTree.yOff = plotTree.yOff - 1.0/plotTree.totalD #y偏移
    for key in secondDict.keys():
        if type(secondDict[key])== dict:                #测试该结点是否为字典
            plotTree(secondDict[key],cntrPt,str(key))   #是字典则不是叶结点，递归调用继续绘制
        else:
            plotTree.xOff = plotTree.xOff + 1.0/plotTree.totalW #x偏移
            plotNode(secondDict[key], (plotTree.xOff, plotTree.yOff), cntrPt, leafNode)
            plotMidText((plotTree.xOff, plotTree.yOff), cntrPt, str(key))
    plotTree.yOff = plotTree.yOff + 1.0/plotTree.totalD
```

6. 创建绘制面板

```
"""
函数功能:创建绘制面板
参数说明:
    inTree：决策树(字典)
"""
def createPlot(inTree):
    fig = plt.figure(1, facecolor='white')                                  #创建fig
    fig.clf()                                                               #清空fig
    axprops = dict(xticks=[], yticks=[])
    createPlot.ax1 = plt.subplot(111, frameon=False, **axprops)             #去掉x、y轴
    plotTree.totalW = float(getNumLeafs(inTree))                            #获取决策树叶结点数目
    plotTree.totalD = float(getTreeDepth(inTree))                           #获取决策树深度
    plotTree.xOff = -0.5/plotTree.totalW                                    #x偏移
    plotTree.yOff = 1.0                                                     #y偏移
    plotTree(inTree, (0.5,1.0), '')                                         #绘制决策树
    plt.show()                                                              #显示绘制结果
```

首先由于整个画布根据叶子节点数和深度进行平均切分，并且x轴的总长度为1,即如同下图：



- 其中方形为非叶子节点的位置，@是叶子节点的位置，因此每份即上图的一个表格的长度应该为$1/plotTree.totalW$，但是叶子节点的位置应该为@所在位置，则在开始的时候$plotTree.xOff$的赋值为$-0.5/plotTree.totalW$，即意为开始x位置为第一个表格左边的半个表格距离位置，这样作的好处为：在以后确定@位置时候可以直接加整数倍的$1/plotTree.totalW$.
- 对于plotTree函数中:

```
cntrPt = (plotTree.xOff + (1.0 + float(numLeafs))/2.0/plotTree.totalW, plotTree.yOff)
```

$plotTree.xOff$即为最近绘制的一个叶子节点的x坐标，在确定当前节点位置时每次只需确定当前节点有几个叶子节点，因此其叶子节点所占的总距离就确定了即为$float(numLeafs)/plotTree.totalW * 1$(因为总长度为1)，因此当前节点的位置即为其所有叶子节点所占距离的中间即一半为$float(numLeafs)/2.0/plotTree.totalW * 1$，但是由于开始$plotTree.xOff$赋值并非从0开始，而是左移了半个表格，因此还需加上半个表格距离即为$1/2/plotTree.totalW * 1$,则加起来便为$(1.0 + float(numLeafs))/2.0/plotTree.totalW * 1$，因此偏移量确定，则x位置变为$plotTree.xOff + (1.0 + float(numLeafs))/2.0/plotTree.totalW$

- 对于plotTree函数参数赋值为(0.5, 1.0)

因为开始的根节点并不用划线，因此父节点和当前节点的位置需要重合，为(0.5, 1.0)

总结：利用这样的逐渐增加x的坐标，以及逐渐降低y的坐标能够很好的将树的叶子节点数和深度考虑进去，因此图的逻辑比例就很好的确定了，这样不用去关心输出图形的大小，一旦图形发生变化，函数会重新绘制，但是假如利用像素为单位来绘制图形，这样缩放图形就比较有难度了。

绘制树图形

```
createPlot(myTree)
```

七、使用决策树预测隐形眼镜类型

隐形眼镜数据集是非常著名的数据集，它包含很多患者眼部状况的观察条件以及医生推荐的隐形眼镜的类型。隐形眼镜类型包括三类：硬材质、软材质以及不适合佩戴隐形眼镜。数据来源于UCI数据库：

https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/lenses

这里使用的是简单修改过的数据。

1. 导入数据集

```
lenses = pd.read_table('lenses.txt',header = None)
lenses.columns =['age','prescript','astigmatic','tearRate','class']
lenses
```

2. 划分训练集和测试集

```
import random

"""
函数功能：切分训练集和测试集
参数说明：
    dataSet:输入的数据集
    rate：训练集所占比例
返回：
    train,test:切分好的训练集和测试集
"""

def randSplit(dataSet, rate):
    l = list(dataSet.index)                 #提取出索引
    random.shuffle(l)                       #随机打乱索引
    dataSet.index = l                       #将打乱后的索引重新赋值给原数据集
    n = dataSet.shape[0]                    #总行数
    m = int(n * rate)                       #训练集的数量
    train = dataSet.loc[range(m), :]        #提取前m个记录作为训练集
    test = dataSet.loc[range(m, n), :]      #剩下的作为测试集
    dataSet.index = range(dataSet.shape[0]) #更新原数据集的索引
    test.index = range(test.shape[0])       #更新测试集的索引
    return train, test
```

```
train1,test1 =randSplit(lenses, 0.8)
train1
test1
```

3. 生成决策树并构造注解树

```
#利用训练集生成决策树
lensesTree = createTree(train1)
lensesTree

#构造注解树
createPlot(lensesTree)
```

4. 使用决策树进行分类

```
#用决策树进行分类并计算有预测准确率
acc_classify(train1,test1)
```

使用SKlearn中graphviz包实现决策树的绘制

```
#特征列
Xtrain1 = train1.iloc[:,:-1]
for i in Xtrain1.columns:
    labels = Xtrain1[i].unique().tolist()
    Xtrain1[i]= Xtrain1[i].apply(lambda x: labels.index(x))

#标签列
Ytrain1 = train1.iloc[:,-1]
labels = Ytrain1.unique().tolist()
Ytrain1= Ytrain1.apply(lambda x: labels.index(x))

#绘制树形图
clf = DecisionTreeClassifier()
clf = clf.fit(Xtrain1, Ytrain1)
tree.export_graphviz(clf)
dot_data = tree.export_graphviz(clf, out_file=None)
graphviz.Source(dot_data)

#添加标签和颜色
dot_data = tree.export_graphviz(clf, out_file=None,
                                feature_names=['age', 'prescript', 'astigmatic',
'tearRate'],
                                class_names=['soft','hard','no lenses'],
                                filled=True, rounded=True,special_characters=True)
graphviz.Source(dot_data)

#使用render存储树形图
graph = graphviz.Source(dot_data)
graph.render("lense")
```

八、算法总结

1. 决策树的优点

- 决策树可以可视化，易于理解和解释；
- 数据准备工作很少。其他很多算法通常都需要数据规范化，需要创建虚拟变量并删除空值等；
- 能够同时处理数值和分类数据，既可以做回归又可以做分类。其他技术通常专门用于分析仅具有一种变量类型的数据集；
- 效率高，决策树只需要一次构建，反复使用，每一次预测的最大计算次数不超过决策树的深度；
- 能够处理多输出问题，即含有多个标签的问题，注意与一个标签中含有多种标签分类的问题区别开；
- 是一个白盒模型，结果很容易能够被解释。如果在模型中可以观察到给定的情况，则可以通过布尔逻辑轻松解释条件。相反，在黑盒模型中（例如，在人工神经网络中），结果可能更难以解释。

2. 决策树的缺点

- 递归生成树的方法很容易出现过拟合。
- 决策树可能是不稳定的，因为即使非常小的变异，可能会产生一颗完全不同的树
- 如果某些分类占优势，决策树将会创建一棵有偏差的树。因此，建议在拟合决策树之前平衡数据集。

其他

- 菊安酱的直播间：https://live.bilibili.com/14988341
- 下周一（2018/11/19）将讲解朴素贝叶斯算法，欢迎各位进入菊安酱的直播间观看直播
- 如有问题，可以给我留言哦~