【python数据挖掘课程】十九.鸢尾花数据集可视化、线性回归、决策树花样分析

这是《Python数据挖掘课程》系列文章，也是我这学期上课的部分内容。本文主要讲述鸢尾花数据集的各种分析，包括可视化分析、线性回归分析、决策树分析等，通常一个数据集是可以用于多种分析的，希望这篇文章对大家有所帮助，同时提供些思考。内容包括：

1.鸢尾花数据集可视化分析

2.线性回归分析鸢尾花花瓣长度和宽度的关系

3.决策树分析鸢尾花数据集

4.Kmeans聚类分析鸢尾花数据集

本篇文章为基础性文章，希望对你有所帮助，如果文章中存在错误或不足支持，还请海涵~这也是自己书籍几章的内容，同时，推荐大家阅读我以前的文章了解基础知识。自己真的太忙了，只能挤午休或深夜的时间学习新知识，周五深夜写下这篇文章，内心非常享受。

前文参考：

【Python数据挖掘课程】一.安装Python及爬虫入门介绍
【Python数据挖掘课程】二.Kmeans聚类数据分析及Anaconda介绍
【Python数据挖掘课程】三.Kmeans聚类代码实现、作业及优化
【Python数据挖掘课程】四.决策树DTC数据分析及鸢尾数据集分析
【Python数据挖掘课程】五.线性回归知识及预测糖尿病实例
【Python数据挖掘课程】六.Numpy、Pandas和Matplotlib包基础知识
【Python数据挖掘课程】七.PCA降维操作及subplot子图绘制
【Python数据挖掘课程】八.关联规则挖掘及Apriori实现购物推荐
【Python数据挖掘课程】九.回归模型LinearRegression简单分析氧化物数据
【python数据挖掘课程】十.Pandas、Matplotlib、PCA绘图实用代码补充
【python数据挖掘课程】十一.Pandas、Matplotlib结合SQL语句可视化分析
【python数据挖掘课程】十二.Pandas、Matplotlib结合SQL语句对比图分析
【python数据挖掘课程】十三.WordCloud词云配置过程及词频分析

【python数据挖掘课程】十四.Scipy调用curve_fit实现曲线拟合
【python数据挖掘课程】十五.Matplotlib调用imshow()函数绘制热图
【python数据挖掘课程】十六.逻辑回归LogisticRegression分析鸢尾花数据
【python数据挖掘课程】十七.社交网络Networkx库分析人物关系（初识篇）
【python数据挖掘课程】十八.线性回归及多项式回归分析四个案例分享

一. 鸢尾花数据集介绍

在做数据分析过程中，数据集通常可以来源于自己的需求，也可以从网上寻找公开的数据集，也可以随机生成一个数据集，本章采用Python的Sklearn机器学习库中自带的数据集——鸢尾花数据集。简单分析数据集之间特征的关系图，根据花瓣长度、花瓣宽度、花萼长度、花萼宽度四个特征进行绘图。

Iris plants data set数据集可以从KEEL dataset数据集网站获取，也可以直接从Sklearn.datasets机器学习包得到。数据集共包含4个特征变量、1个类别变量，共有150个样本。类别变量分别对应鸢尾花的三个亚属，分别是山鸢尾 (Iris-setosa)、变色鸢尾(Iris-versicolor)和维吉尼亚鸢尾(Iris-virginica)。

列名	说明	类型	例子
SepalLength	鸢尾花的花萼长度	Float	1.45
SepalWidth	鸢尾花的花萼宽度	Float	1.51
PetalLength	鸢尾花的花瓣长度	Float	4.04
PetalWidth	鸢尾花的花瓣宽度	Float	3.58
Class	鸢尾花分为三种类型： 0-山鸢尾 1-变色鸢尾 2-维吉尼亚鸢尾	Int	1

通过sklearn.datasets扩展包中的load_iris()函数导入鸢尾花数据集，该Iris中有两个属性，分别是：iris.data和iris.target。data里是一个矩阵，每一列代表了萼片或花瓣的长宽，一共4列，每一列代表某个被测量的鸢尾植物，一共采样了150条记录。代码如下：

```
#导入数据集iris
from sklearn.datasets import load_iris
#载入数据集
iris = load_iris()
#输出数据集
print iris.data
```

输出如下所示内容：

```
[[ 5.1  3.5  1.4  0.2]
 [ 4.9  3.   1.4  0.2]
 [ 4.7  3.2  1.3  0.2]
 [ 4.6  3.1  1.5  0.2]
 [ 5.   3.6  1.4  0.2]
 ....
 [ 6.7  3.   5.2  2.3]
 [ 6.3  2.5  5.   1.9]
 [ 6.5  3.   5.2  2. ]
 [ 6.2  3.4  5.4  2.3]
 [ 5.9  3.   5.1  1.8]]
```

target是一个数组，存储了data中每条记录属于哪一类鸢尾植物，数组长度是150，数组元素的值因为共有3类鸢尾植物，所以不同值只有3个。种类：

Iris Setosa（山鸢尾）

Iris Versicolour（杂色鸢尾）

Iris Virginica（维吉尼亚鸢尾）

代码如下：

```
#输出真实标签
print iris.target
print len(iris.target)
#150个样本 每个样本4个特征
print iris.data.shape
```

输出结果如下：

```
[0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1
 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2
 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2
```

```
 2 2]
       150
(150L, 4L)
```

可以看到，类标共分为三类，前面50个类标位0，中间50个类标位1，后面为2。下面讲解另一种导入鸢尾花数据集的方法，这里是从某一网页导入数据，但是如果网页打不开很可能就导入不了，但也普及下方法。代码如下：

```
import pandas
#导入数据集iris
url = "https://archive.ics.uci.edu/ml/machine-learning-databases
/iris/iris.data"
names = ['sepal-length', 'sepal-width', 'petal-length', 'petal-width', 'class']
dataset = pandas.read_csv(url, names=names) #读取csv数据
print(dataset.describe())
```

输出如图所示，鸢尾花(iris)是数据挖掘常用到的一个数据集，包含150种鸢尾花的信息，每50种取自三个鸢尾花种之一（setosa,versicolour或virginica)。每个花的特征用下面的5种属性描述萼片长度(Sepal.Length)、萼片宽度(Sepal.Width)、花瓣长度(Petal.Length)、花瓣宽度(Petal.Width)、类(Species)。

	sepal-length	sepal-width	petal-length	petal-width
count	150.000000	150.000000	150.000000	150.000000
mean	5.843333	3.054000	3.758667	1.198667
std	0.828066	0.433594	1.764420	0.763161
min	4.300000	2.000000	1.000000	0.100000
25%	5.100000	2.800000	1.600000	0.300000
50%	5.800000	3.000000	4.350000	1.300000
75%	6.400000	3.300000	5.100000	1.800000
max	7.900000	4.400000	6.900000	2.500000

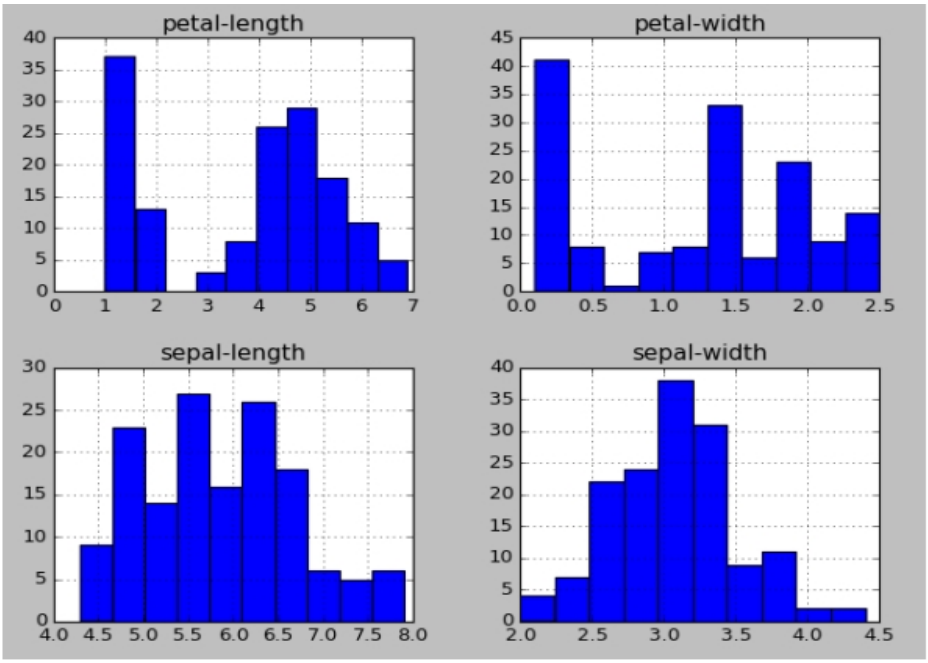
可以看到如下结果，分别表示4个属性的样本值、均值、标准误、最小值、25%分位数、中位数、75%分位数、最大值。接下来主介绍可视化操作，调用Pandas扩展包读取数据并绘制相关图形。

二. 可视化分析鸢尾花

数据可视化可以更好地了解数据，主要调用Pandas扩展包进行绘图操作。
首先绘制直方图，直观的表现花瓣、花萼的长和宽特征的数量，纵坐标表示汇总的数量，横坐标表示对应的长度。

```
import pandas
#导入数据集iris
url = "https://archive.ics.uci.edu/ml/machine-learning-databases
/iris/iris.data"
names = ['sepal-length', 'sepal-width', 'petal-length', 'petal-width', 'class']
dataset = pandas.read_csv(url, names=names) #读取csv数据
print(dataset.describe()) #直方图 histograms
dataset.hist()
```

调用hist()函数实现，输出图形如下所示：

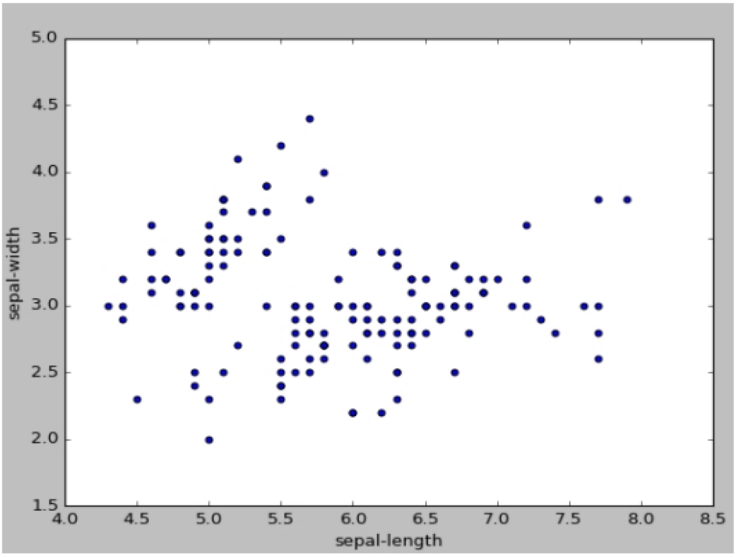


接下来通过dataset.plot()绘制散点图，这里设置三个参数，显示的x坐标、y坐标和设置绘

图种类。

```
import pandas
#导入数据集iris
url = "https://archive.ics.uci.edu/ml/machine-learning-databases
/iris/iris.data"
names = ['sepal-length', 'sepal-width', 'petal-length', 'petal-width', 'class']
dataset = pandas.read_csv(url, names=names) #读取csv数据
print(dataset.describe())
dataset.plot(x='sepal-length', y='sepal-width', kind='scatter')
```

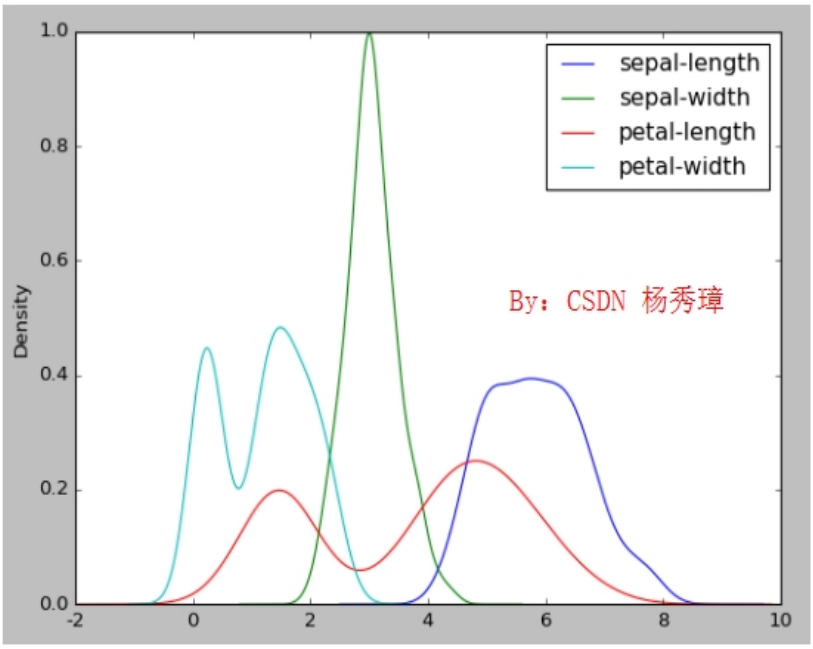
其中kind设置为scatter，而Matplotlib扩展包中scatter()函数也是用于绘制散点图的。



通过dataset.plot(kind='kde')绘制KDE图，KDE图也被称作密度图(Kernel Density Estimate,核密度估计)。

```
import pandas
url = "https://archive.ics.uci.edu/ml/machine-learning-databases
/iris/iris.data"
names = ['sepal-length', 'sepal-width', 'petal-length', 'petal-width', 'class']
dataset = pandas.read_csv(url, names=names) #读取csv数据
print(dataset.describe()) dataset.plot(kind='kde')
```

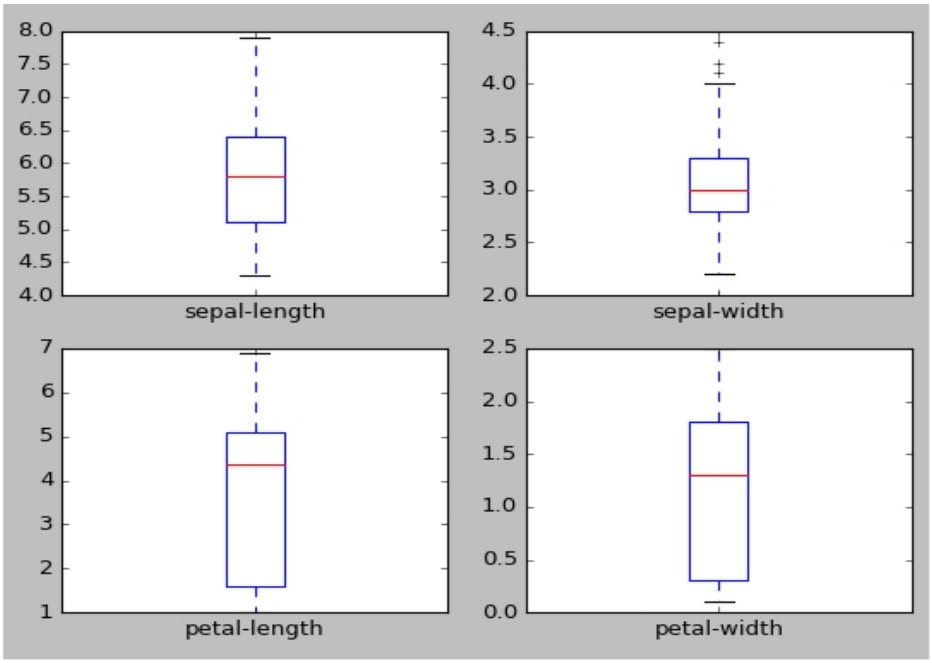
通过四条曲线反映四个特征的变化情况。



设置dataset.plot()函数的类型kind='box'绘制箱图，在这里注意各个箱形图的纵坐标（y轴）的刻度是不同的，有明显的区分，因此可以看到，各变量表示的属性是有区分的。代码如下：

```
import pandas
url = "https://archive.ics.uci.edu/ml/machine-learning-databases
/iris/iris.data"
names = ['sepal-length', 'sepal-width', 'petal-length', 'petal-width', 'class']
dataset = pandas.read_csv(url, names=names) #读取csv数据
print(dataset.describe()) dataset.plot(kind='kde')
dataset.plot(kind='box', subplots=True, layout=(2,2),
             sharex=False, sharey=False)
```

输出如下所示：



接下来调用radviz()函数、andrews_curves()函数和parallel_coordinates()函数绘制图形，这里选择petal-length特征，代码如下所示：

```
import pandas
url = "https://archive.ics.uci.edu/ml/machine-learning-databases
/iris/iris.data"
names = ['sepal-length', 'sepal-width', 'petal-length', 'petal-width', 'class']
dataset = pandas.read_csv(url, names=names)
from pandas.tools.plotting import radviz
radviz(dataset, 'class')

from pandas.tools.plotting import andrews_curves
andrews_curves(dataset, 'class')

from pandas.tools.plotting import parallel_coordinates
parallel_coordinates(dataset, 'class')
```

输出如下图所示：

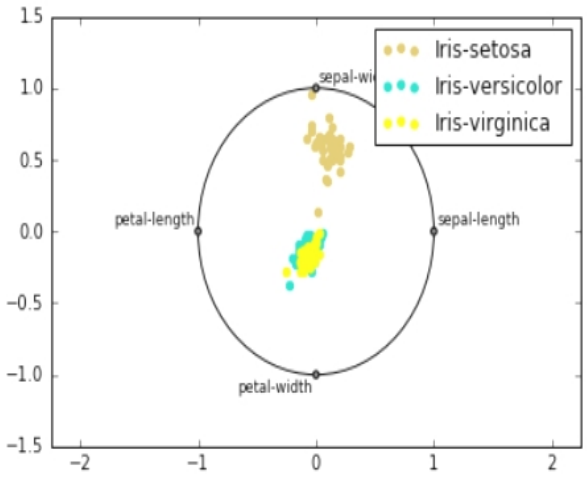


图 5.6 Rradviz 图

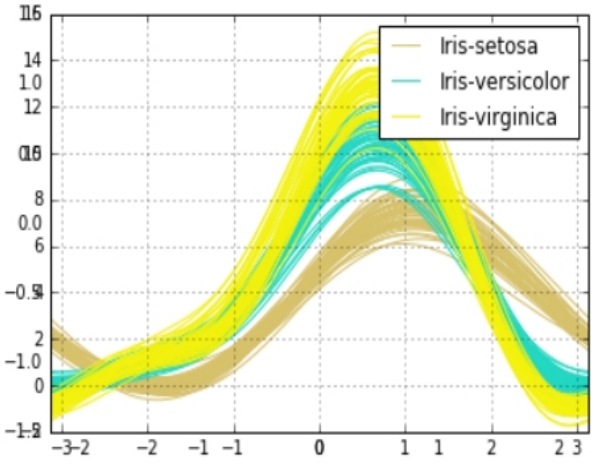
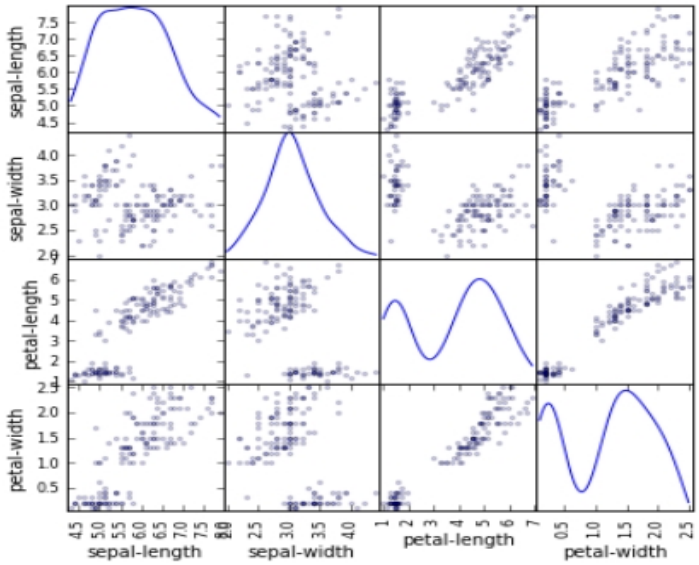


图 5.7 Andrews_curves 图

最后补充散点图矩阵，这有助于发现变量之间的结构化关系，散点图代表了两变量的相关程度，如果呈现出沿着对角线分布的趋势，说明它们的相关性较高。

```
import pandas
url = "https://archive.ics.uci.edu/ml/machine-learning-databases
/iris/iris.data"
names = ['sepal-length', 'sepal-width', 'petal-length', 'petal-width', 'class']
dataset = pandas.read_csv(url, names=names)
from pandas.tools.plotting import scatter_matrix
scatter_matrix(dataset, alpha=0.2, figsize=(6, 6), diagonal='kde')
```

输出如下所示：



三. 线性回归分析鸢尾花

该部分主要采用线性回归算法对鸢尾花的特征数据进行分析，预测花瓣长度、花瓣宽度、花萼长度、花萼宽度四个特征之间的线性关系。该部分的核心代码及步骤解释如下：

第一步 导入鸢尾花数据集并获取前两列数据，分别存储至x和y数组

```
from sklearn.datasets import load_iris
hua = load_iris()
#获取花瓣的长和宽
x = [n[0] for n in hua.data]
y = [n[1] for n in hua.data]
```

但由于存储的x、y变量为list类型，而使用线性回归fit()函数训练时，需要转换为数组array类型，则使用如下代码进行转换。

```
import numpy as np #转换成数组
x = np.array(x).reshape(len(x),1)
```

```
y = np.array(y).reshape(len(y),1)
```

第二步 导入Sklearn机器学习扩展包中线性回归模型，然后进行训练和预测

```
from sklearn.linear_model import LinearRegression
clf = LinearRegression()
clf.fit(x,y)
pre = clf.predict(x)
```

第三步 调用Matplotlib扩展包并绘制相关图形

```
#第三步 画图
import matplotlib.pyplot as plt
plt.scatter(x,y,s=100)
plt.plot(x,pre,"r-",linewidth=4)
for idx, m in enumerate(x):
    plt.plot([m,m],[y[idx],pre[idx]], 'g-')
plt.show()
```

经过上述三个步骤，一个简单的鸢尾花线性回归方程就讲解完毕。完整代码如下：

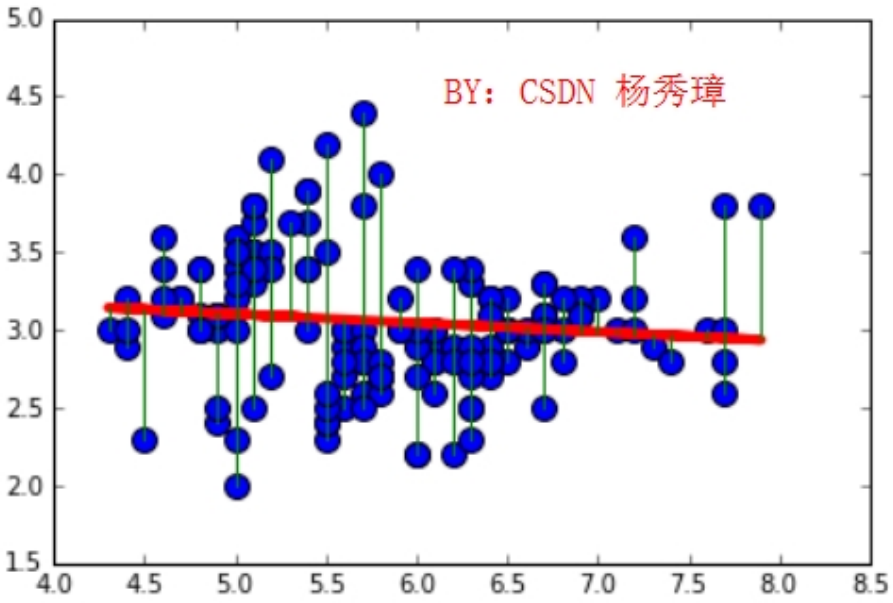
```
from sklearn.datasets import load_iris
hua = load_iris()
#获取花瓣的长和宽
x = [n[0] for n in hua.data]
y = [n[1] for n in hua.data]
import numpy as np #转换成数组
x = np.array(x).reshape(len(x),1)
y = np.array(y).reshape(len(y),1)

from sklearn.linear_model import LinearRegression
clf = LinearRegression()
clf.fit(x,y)
pre = clf.predict(x)

#第三步 画图
import matplotlib.pyplot as plt
plt.scatter(x,y,s=100)
plt.plot(x,pre,"r-",linewidth=4)
```

```
for idx, m in enumerate(x):
    plt.plot([m,m],[y[idx],pre[idx]], 'g-')
plt.show()
```

输出如下图所示，同时绘制了所有散点图到直线的距离。其中散点图为鸢尾花真实的花萼长度和花萼宽度关系，红色直线为预测的线性回归方程，即预测结果。



最后对该算法进行评估，主要是计算其线性回归方程，代码如下：

```
print u"系数", clf.coef_
print u"截距", clf.intercept_
print np.mean(y-pre)**2
# 系数 [[-0.05726823]]
# 截距 [ 3.38863738]
# 1.91991214088e-31
```

假设现在存在一个花萼长度为5.0的花，需要预测其花萼宽度，则使用该已经训练好的线性回归模型进行预测，其结果应为[3.10229621]。

```
print clf.predict([[5.0]])
# [[ 3.10229621]]
```

四. 决策树分析鸢尾花

Sklearn机器学习包中，决策树实现类是DecisionTreeClassifier，能够执行数据集的多类分类。输入参数为两个数组X[n_samples,n_features]和y[n_samples],X为训练数据，y为训练数据的标记数据。
DecisionTreeClassifier构造方法为：

```
sklearn.tree.DecisionTreeClassifier(criterion='gini', splitter='best'
    ,max_depth=None, min_samples_split=2, min_samples_leaf=1
    ,max_features=None, random_state=None, min_density=None
    ,compute_importances=None, max_leaf_nodes=None)
```

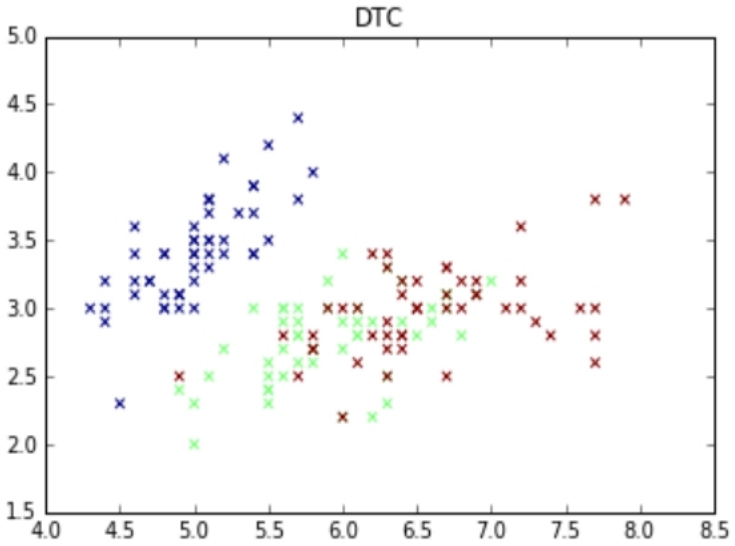
鸢尾花数据集使用决策树的代码如下：

```
from sklearn.datasets import load_iris
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
iris = load_iris()
clf = DecisionTreeClassifier()
clf.fit(iris.data, iris.target)
print clf
predicted = clf.predict(iris.data)

#获取花卉两列数据集
X = iris.data
L1 = [x[0] for x in X]
print L1
L2 = [x[1] for x in X]
print L2

import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
plt.scatter(L1, L2, c=predicted, marker='x')  #cmap=plt.cm.Paired
plt.title("DTC")
plt.show()
```

输出结果如下所示，可以看到分位三类，分别代表数据集三种鸢尾植物。



上面的代码predicted = clf.predict(iris.data)是对整个的数据集进行决策树分析，而真是的分类分析，需要把一部分数据集作为训练，一部分作为预测，这里使用70%的训练，30%的进行预测，其中70%的训练集为0-40、50-90、100-140行，30%的预测集40-50、90-100、140-150行。同时输出准确率、召回率等，优化后的完整代码如下所示：

```
from sklearn.datasets import load_iris
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier

iris = load_iris()
#训练集
train_data = np.concatenate((iris.data[0:40, :], iris.data[50:90, :], iris.data[
train_target = np.concatenate((iris.target[0:40], iris.target[50:90], iris.targe
#测试集
test_data = np.concatenate((iris.data[40:50, :], iris.data[90:100, :], iris.data
test_target = np.concatenate((iris.target[40:50], iris.target[90:100], iris.targ

#训练
clf = DecisionTreeClassifier()
clf.fit(train_data, train_target)
predict_target = clf.predict(test_data)
print predict_target

#预测结果与真实结果比对
print sum(predict_target == test_target)

#输出准确率 召回率 F值
from sklearn import metrics
print(metrics.classification_report(test_target,predict_target))
print(metrics.confusion_matrix(test_target,predict_target))
```

```
X = test_data
                L1 = [n[0] for n in X]
print L1
L2 = [n[1] for n in X]
print L2
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
plt.scatter(L1, L2, c=predict_target, marker='x')  #cmap=plt.cm.Paired
plt.title("DecisionTreeClassifier")
plt.show()
```

输出结果如下：

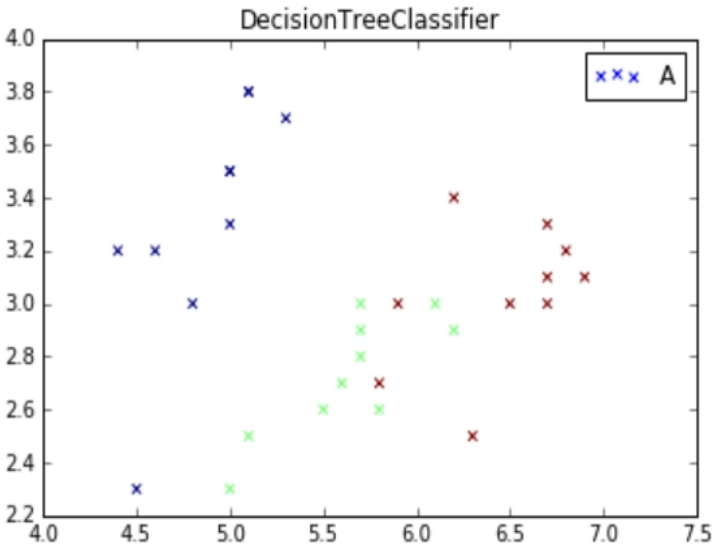
```
[0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 1 1 1 1 1 1 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2]
30
             precision    recall  f1-score   support

          0       1.00      1.00      1.00        10
          1       1.00      1.00      1.00        10
          2       1.00      1.00      1.00        10

avg / total       1.00      1.00      1.00        30

[[10  0  0]
 [ 0 10  0]
 [ 0  0 10]]
```

绘制图形如下所示：



五. Kmeans聚类分析鸢尾花

KMeans聚类鸢尾花的代码如下，它则不需要类标（属于某一类鸢尾花），而是根据数据之间的相似性，按照“物以类聚，人以群分”进行聚类。代码如下：

```
# -*- coding: utf-8 -*-
from sklearn.datasets import load_iris
from sklearn.cluster import KMeans
iris = load_iris()
clf = KMeans()
clf.fit(iris.data, iris.target)
print clf
predicted = clf.predict(iris.data)

#获取花卉两列数据集
X = iris.data
L1 = [x[0] for x in X]
print L1
L2 = [x[1] for x in X]
print L2

import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
plt.scatter(L1, L2, c=predicted, marker='s',s=200,cmap=plt.cm.Paired)
plt.title("DTC")
plt.show()
```

输出如下所示：

希望文章对你有所帮助，尤其是我的学生，如果文章中存在错误或不足之处，还请海涵。12月了，今年又要结束了，这一年真的成才很多，不是编程，而是做人做事，谢谢她！再多赞美的语言，都比不上滴滴汗水凝结的成功带来的满足与喜悦，愿你看完这篇文章，能感受到我秀璋的真诚。希望你能从这篇文章中学到一些简单的数据分析知识。
(By:Eastmount 2017-12-01 深夜12点 http://blog.csdn.net/eastmount/)