```
import pandas as pd import numpy as np

from sklearn.model_selection import train_test_split from sklearn.linear_model import LinearRegression from sklearn.preprocessing import StandardScaler from sklearn.metrics import mean_squared_error from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier from sklearn.cluster import KMeans,DBSCAN,AgglomerativeClustering from sklearn.svm import SVC from sklearn.manifold import TSNE from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
```

import matplotlib.pyplot as plt %matplotlib inline

from sklearn mixture import Gaussian Mixture from sklearn decomposition import PCA

- 导入文件:

因为colab上传的文件在每一次重新连接之后都会被情况,因此这里采用了从google drive 上导入文件的方法。使用了python的PyDrive包以及google对应的SDK 使得colab笔记本可以使用储存在google drive上的文件;第一次运行GoogleAuth的时候会鉴权

#安装 PyDrive 操作库,该操作每个 notebook 只需要执行一次

!pip install -U -q PyDrive from pydrive.auth import GoogleAuth from pydrive.drive import GoogleDrive from google.colab import auth from oauth2client.client import GoogleCredentials

授权登录, 仅第一次的时候会鉴权

auth.authenticate_user()
gauth = GoogleAuth()
gauth.credentials = GoogleCredentials.get_application_default()
drive = GoogleDrive(gauth)

Building wheel for PyDrive (setup.py) ... done

file_list = drive.ListFile({'q': "'14iqs6BpxiqB26N9mGDs8qNzbCTv_ZuYG' in parents and trashed=false"}).C for file1 in file_list: print('title: %s, id: %s, mimeType: %s' % (file1['title'], file1['id'], file1["mimeType"]))

- 导入数据

使用google drive之后可以获取每个文件的id(此处略过),通过该id可以把对应文件缓存到笔记本的当前目录下进行使用。之后可以使用pandas库读取csv文件,保存成为dataframe的格式,这里分别读取 label和unlabel的数据

```
file = drive.CreateFile({'id': "1Z7rdDqAznTSrteZqIRgRdXBW_0wdZirR"}) file.GetContentFile('iBeacon_RSSI_Unlabeled.csv', "text/csv") file = drive.CreateFile({'id': "12dS36HvL9ZvrNb2nxKNKlSiiFf-6ZgdT"})
```

file.GetContentFile('iBeacon_RSSI_Labeled.csv', "text/csv")
unlabel=pd.read_csv('iBeacon_RSSI_Unlabeled.csv',sep=',',skiprows=0)
label=pd.read_csv('iBeacon_RSSI_Labeled.csv',sep=',',skiprows=0)

▼ 特征工程

先对有标签的数据进行处理。由于位置信息被划分为200余个区域,而测试数据仅1000余个,如果直接进行分类很难取得很好的效果。因此这里采取了将x、y坐标分离的办法。将位置信息的x、y坐标分别拆分成两个特征;同时,将蓝牙传感器按x、y的位置分类。取同一坐标下蓝牙传感器强度的最大值作为该坐标上的信号强度值。

```
label['bx1']=[max(i[2],i[10]) for i in label.values] label['bx2']=[max(i[3],i[6],i[9],i[11]) for i in label.values] label['bx3']=[max(i[4],i[7],i[12]) for i in label.values] label['bx4']=[max(i[5],i[8],i[13]) for i in label.values] label['bx5']=[(i[10]) for i in label.values] label['by1']=[max(i[3],i[4],i[5]) for i in label.values] label['by2']=[max(i[6],i[7],i[8]) for i in label.values] label['by3']=[max(i[2],i[9]) for i in label.values] label['by4']=[max(i[10],i[11],i[12],i[13],i[14]) for i in label.values]
```

- 数据集划分

首先选取了原dataframe中对应的列分别作为数据和标签;然后调用sklearn中的train_test_split函数划分测试集。这里采用了30%的数据作为测试集,同时,为了保证结果的可复现性,固定选取了0作为随机因子

 $xx_train, xx_test, xy_train, xy_test = train_test_split(label[['bx1','bx2','bx3','bx4','bx5']], label['x'], test_size=0.3 \\ yx_train, yx_test, yy_train, yy_test = train_test_split(label[['by1','by2','by3','by4']], label['y'], test_size=0.3, rand label['by1', by2', by3', by4']], label['y'], test_size=0.3, rand label['by1', by3', by4']], label['y'], test_size=0.3, rand label['y'], test_size=0.3, ra$

模型训练及预测

采用不同的模型对数据集进行分类,这里采用了:

- 1. KNeighbors k近邻分类算法
- 2. SVM 支持向量机分类算法

```
xknn = KNeighborsClassifier()
yknn = KNeighborsClassifier()
xsvc = SVC()

已成功保存!

rfy = RandomForestClassifier()

def classify(clfx,clfy):
    clfx.fit(xx_train,xy_train)
    xy = clfx.predict(xx_test)
    clfy.fit(yx_train,yy_train)
    yy = clfy.predict(yx_test)
    return xy,yy
```

xy predict, yy predict = classify(rfx, rfy)

/usr/local/lib/python3.6/dist-packages/sklearn/ensemble/forest.py:246: FutureWarning: The def "10 in version 0.20 to 100 in 0.22.", FutureWarning) /usr/local/lib/python3.6/dist-packages/sklearn/ensemble/forest.py:246: FutureWarning: The def "10 in version 0.20 to 100 in 0.22.", FutureWarning)

▼ 模型检验

采用预测位置和实际位置的Manhattan距离度量衡量模型的准确度;

取L2范数衡量总体误差

md = np.abs((np.array(list(map(ord,xy_test.values)))-np.array(list(map(ord,xy_predict)))))+np.abs(np.array l2 = np.sqrt(np.sum(np.square(md)))/len(xy_test) print('曼哈顿距离的L2范数: ') print(l2)

□→ 曼哈顿距离的L2范数: 0.1582027271877394

- 无标签数据

特征工程

由于处理聚类问题,因此直接将13个蓝牙传感器的值作为特征输入

模型训练

采用了以下的算法构建聚类模型:

- 1. Kmeans算法
- 2. 层次聚类
- 3. 高斯混合模型
- 4. 密度聚类

b = unlabel.iloc[:,2:] kmeans = KMeans(n_clusters=3) agg = AgglomerativeClustering(n_clusters=3) db = DBSCAN()

模型检验

▼ 可视化

t-sne

采用t-sne的方法将数据降维,使得原来的十三维的特征可以在二维的平面上表示 但是运算慢且效果不好

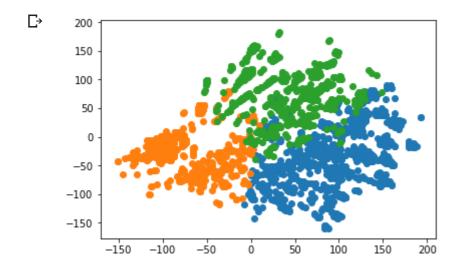
PCA

```
def cluster(method):
    result = method.fit_predict(b)
    #tsne=TSNE()
# tsne.fit_transform(b)
#bt = pd.DataFrame(tsne.embedding_,index=b.index)
pca = PCA(n_components=2)
bt=pd.DataFrame(pca.fit_transform(b))
for i in range(3):
    d=bt[result==i]
    plt.scatter(d[0],d[1])
```

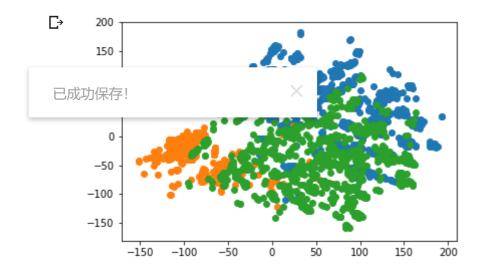
→ 作图

用matplotlib中的scatter函数绘制散点图

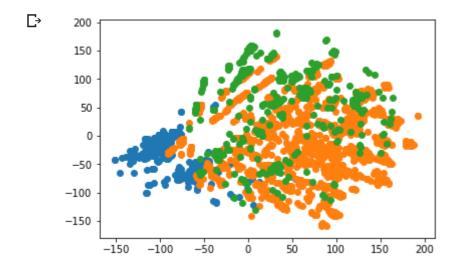
cluster(kmeans)



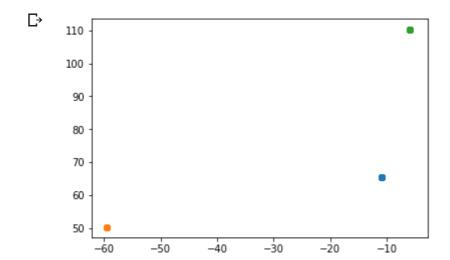
cluster(agg)



cluster(gmm)



cluster(db)



已成功保存! ×