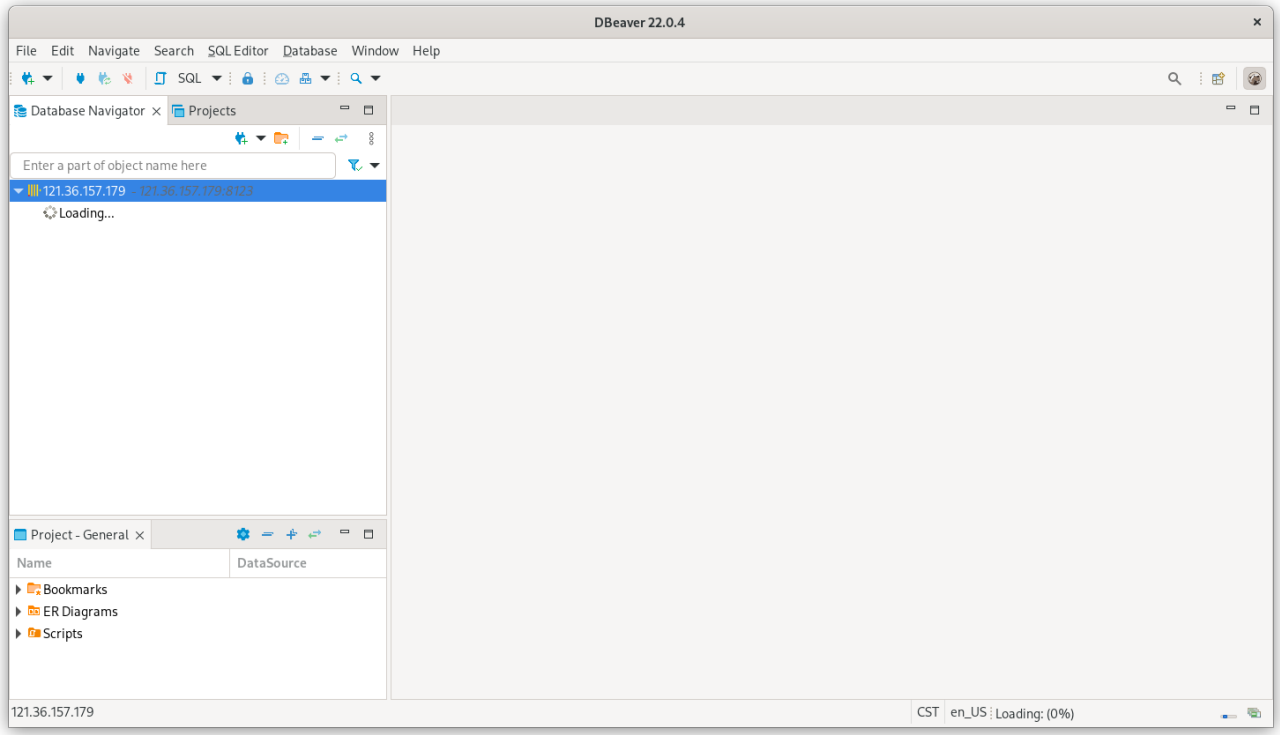
数据集成第三次作业

小组成员：黄相淇、王子悦、张刘洋、周辰熙
选择主题：主题一：客户星级和信用等级评估，利用机器学习的方法对用户**星级**和**信用等级**进行评估

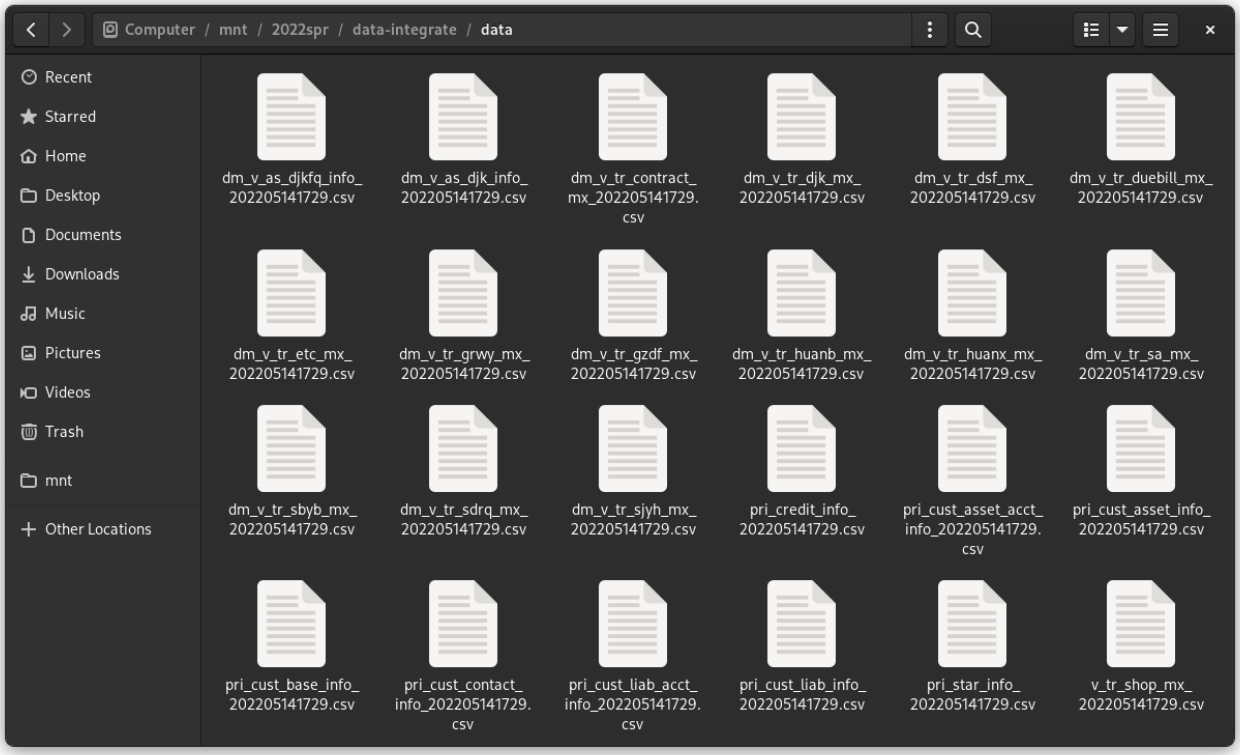
代码地址 https://github.com/ChenxiZhou0619/Data-Integration-2022Spr

1. 数据准备

在第二次作业的基础上，本次作业我们选用了 **DBeaver** 工具将位于服务器上的clickhouse中的数据下载至本地，以便于后续读取、处理



数据以csv文件格式进行存储



2.数据读取和预处理

2.1 读取

首先使用**pandas**读取csv文件

> *e.g. pri_cust_asset_info表*

```
cust_asset = pandas.read_csv(
    "/mnt/2022spr/data-integrate/data/pri_cust_asset_info_202205141729.csv",
    usecols=[
        "uid",          # 证件号码，用作连接各个pandas dataframe使用
        "all_bal",      # 总余额
        "avg_mth",      # 月日均
        "avg_year",         # 年日均
        "sa_bal",       # 活期余额
        "td_bal",       # 定期余额
        "fin_bal",      # 理财余额
        "sa_crd_bal",   # 卡活期余额
        "sa_td_bal"         # 定活两便
    ]
)
```

> *由于表中部分数据列的值均相同(e.g. etl日期、某些列均为0)，因此我们只读取部分行*
>
> *e.g. pri_star_info表*
>
> ```
> pri_star_table = pandas.read_csv (
>     "/mnt/2022spr/data-integrate/data/pri_star_info_202205141729.csv"
>  )
> ```
>
> *该表只有两列，分别为uid和star_level，标明了数据的标签*

2.2 表连接

pandas也提供了类似于数据库的join操作

> *e.g. 连接上面读取的两个表*
>
> ```
> res = pandas.merge(pri_star_table, cust_asset, how='left', on='uid')
> res = res[(res['star_level']!=-1)]
> res = res[(res['all_bal'].notnull())]
> ```
>
> `pandas.merge`*操作将两个pandas dataframe进行连接，上面的代码标明是left join, 以uid进行连接。我们先进行模型训练，因此将合并后标签为-1的行过滤掉；同时由于连接，也有可能出现部分行存在空值的情况，也将其过滤掉*

2.3 数据预处理

上述操作得到的依旧是一个pandas dataframe,无法直接进行模型训练，因此需要将其转为可以使用模型训练的数据结构 (e.g. numpy.ndarray / torch.tensor)，同时进行数据预处理 (e.g. 中心化、归一化)

> ```
> train_mapper = DataFrameMapper ([
>     (['all_bal'], sklearn.preprocessing.StandardScaler()),
>     (['avg_mth'], sklearn.preprocessing.StandardScaler()),
>     (['avg_year'], sklearn.preprocessing.StandardScaler()),
>     (['sa_bal'], sklearn.preprocessing.StandardScaler()),
>     (['td_bal'], sklearn.preprocessing.StandardScaler()),
>     (['fin_bal'], sklearn.preprocessing.StandardScaler()),
> ```

```
    (['sa_crd_bal'],
sklearn.preprocessing.StandardScaler()),
    (['acct_bal'], sklearn.preprocessing.StandardScaler()),
 ])

 X = np.round (train_mapper.fit_transform(res.copy()), 2)    #
得到向量化数据

 labels_mapper = DataFrameMapper([
    (['star_level'], None)
 ])

 Y = np.round (labels_mapper.fit_transform(res.copy()))     #
得到数据标签
```

上述代码定义了一个mapper,将data frame的每一列数据进行映射，`sklearn.preprocessing.StandardScaler()`*将数据进行标准化，以便于模型训练。之后np.round将其转化为可供训练使用的numpy数组，保留两位小数*

3. 使用机器学习模型进行训练

首先将数据划分为训练集和测试集

```
X_train, X_test, Y_train, Y_test = train_test_split (
    X, Y, test_size=0.2
 )   # 以 8 : 2 的比例划分训练集和测试集
```

3.1 决策树

混淆矩阵:

```
[[17002   982    21     2     0     0     0     0     0]
 [  853  6991   246     4     2     0     0     0     0]
 [   31   365  6708   354    24     0     0     0     0]
 [   10     7   346  1598   247    17     1     0     0]
 [    6     2    18   272  1365   121     0     0     0]
 [    4     0     1     5    84   774     3     0     0]
 [    0     0     0     0     1     1    30     0     0]
 [    0     0     0     0     0     0     0     4     0]
 [    0     0     0     0     0     0     0     0     2]]
```

准确度：0.8939

3.2 支持向量机

混淆矩阵：

```
[[17151   606    52     2     2     1     0     0     0]
 [ 2574  5141   354     3     3     3     0     0     0]
 [   35   657  6400   480    34     3     0     0     0]
 [    9     2   757  1023   411    13     0     0     0]
 [   13     0     2   372  1205   243     0     0     0]
 [    2     0     0     0   155   766     0     0     0]
 [    0     0     0     0     0     6    16     0     0]
 [    0     0     0     0     0     2     0     3     0]
 [    0     0     0     0     0     0     0     0     3]]
```

准确度：0.8223

由于数据量较大的问题（用于评估star的数据超过1w条，用于评估credit的数据超过19w条），因此在后续的实验结果展示中我们将不选择支持向量机作为模型

3.3 神经网络

混淆矩阵：

```
[[16441  1566    55     0     3     0     0     0     0]
 [ 1244  6485   392     1     0     0     0     0     0]
 [   29   499  6346   500    19     0     0     0     0]
 [   14     4   696  1110   419     9     1     0     0]
 [   16     6     2   332  1208   178     1     0     0]
 [    3     1     0     2   212   669     0     4     1]
 [    0     0     0     0     0    20     8     1     0]
 [    0     0     0     0     1     1     0     4     0]
 [    0     0     0     0     0     0     0     1     0]]
```

准确度：0.8381

神经网络我们使用了**pytorch**作为框架，其中网络的具体信息如下

1. *网络结构*

```
class MyNetwork(nn.Module):
    def __init__(self) :
        super(MyNetwork, self).__init__()
        self.linear_relu_stack = nn.Sequential (
            nn.Linear(8, 20),
            nn.SELU(),
            nn.Linear(20, 10),
            nn.SELU(),
        )
    def forward(self, x):
        logits = self.linear_relu_stack(x)
        return logits
```

*网络部分，数据的输入维度为8，中间有一个维度为20的隐藏曾，输出维度为10，其中最大的维度表明网络的预测结果，激活函数选择**SELU***

2. *训练参数*
   学习率设定为0.001，优化算法选择Adam算法，损失函数选择交叉熵损失函数，迭代次数选择为10

```
loss_fn = nn.CrossEntropyLoss()
learning_rate = 1e-3
optimizer = torch.optim.Adam(model.parameters(),
lr=learning_rate)

epochs = 10
    for t in range(epochs):
        print(f"Epoch {t+1}\n-----------------------------
---")
        train_loop(train_data_loader, model, loss_fn,
optimizer)
        test_loop(test_data_loader, model, loss_fn)
    print("Done!")
```

运行截图:

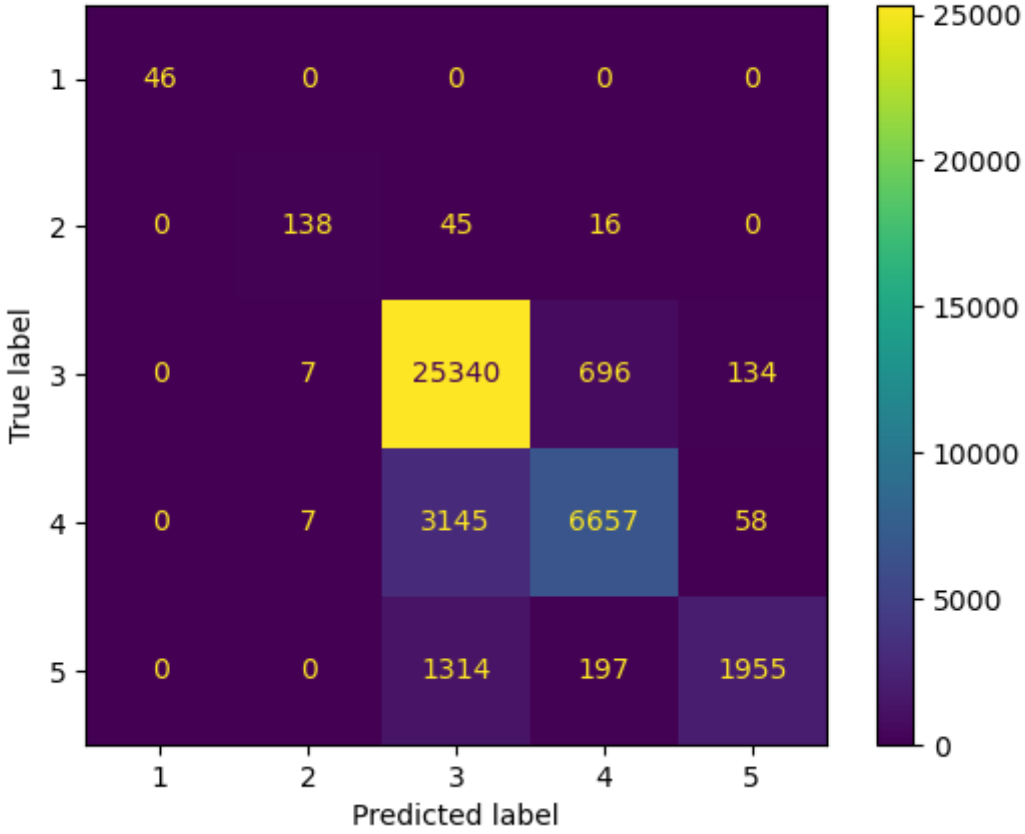
```
Epoch 10
-------------------------------
loss: 0.404194  [    0/154012]
loss: 0.680762  [ 6400/154012]
loss: 0.415925  [12800/154012]
loss: 0.319984  [19200/154012]
loss: 0.350248  [25600/154012]
loss: 0.326535  [32000/154012]
loss: 0.502849  [38400/154012]
loss: 0.373350  [44800/154012]
loss: 0.203996  [51200/154012]
loss: 0.331480  [57600/154012]
loss: 0.297658  [64000/154012]
loss: 0.345409  [70400/154012]
loss: 0.425146  [76800/154012]
loss: 0.331698  [83200/154012]
loss: 0.522846  [89600/154012]
loss: 0.285024  [96000/154012]
loss: 0.278727  [102400/154012]
loss: 0.356062  [108800/154012]
loss: 0.312718  [115200/154012]
loss: 0.387348  [121600/154012]
loss: 0.346462  [128000/154012]
loss: 0.345772  [134400/154012]
loss: 0.372468  [140800/154012]
loss: 0.323735  [147200/154012]
loss: 0.377576  [153600/154012]
Test Error:
 Accuracy: 83.8%, Avg loss: 0.385728
```

以上部分，我们以用户star的评估作为示例展示实现过程，credit的评估过程类似

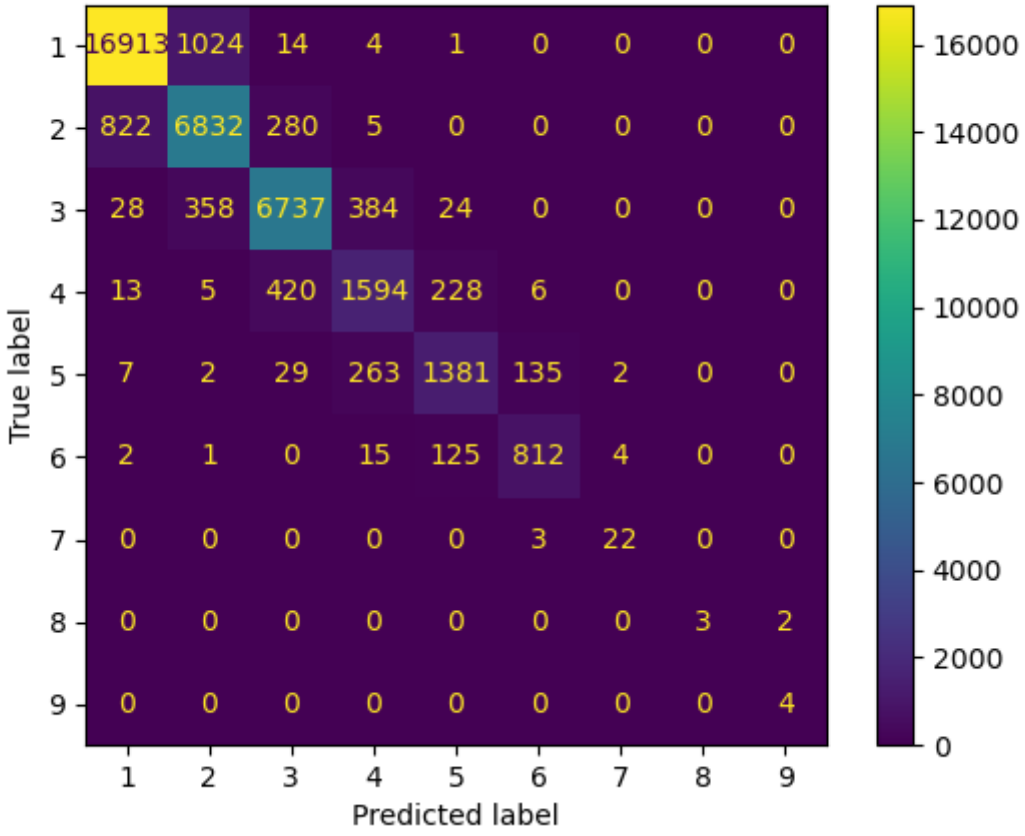
4. 实验结果展示

4.1 决策树

信用 credit评价：准确率 85.97%，下为混淆矩阵

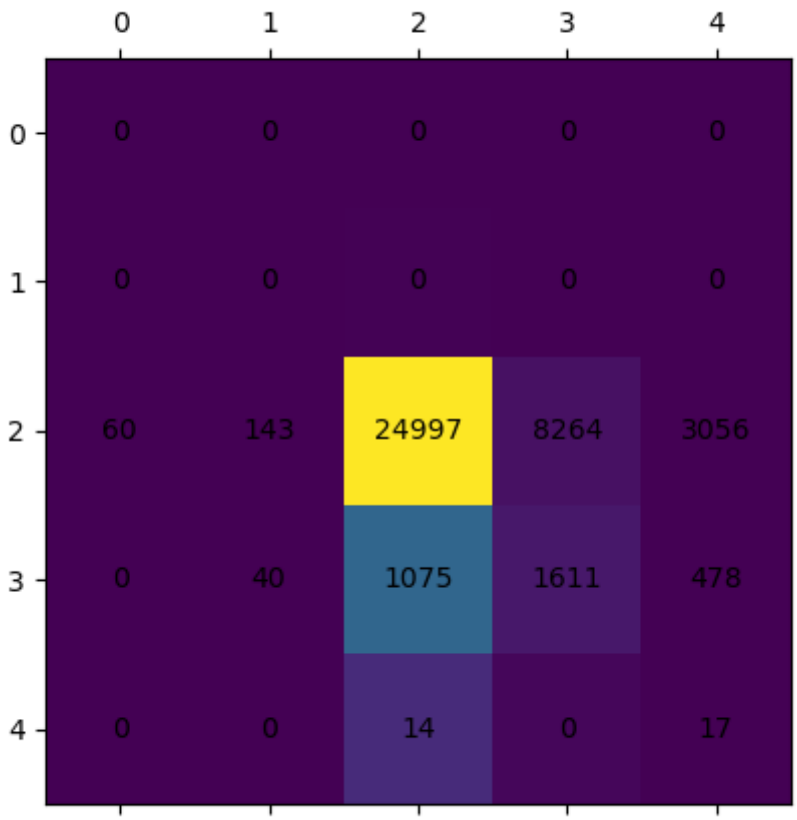


星级 star评价：准确率 89.07%，下为混淆矩阵

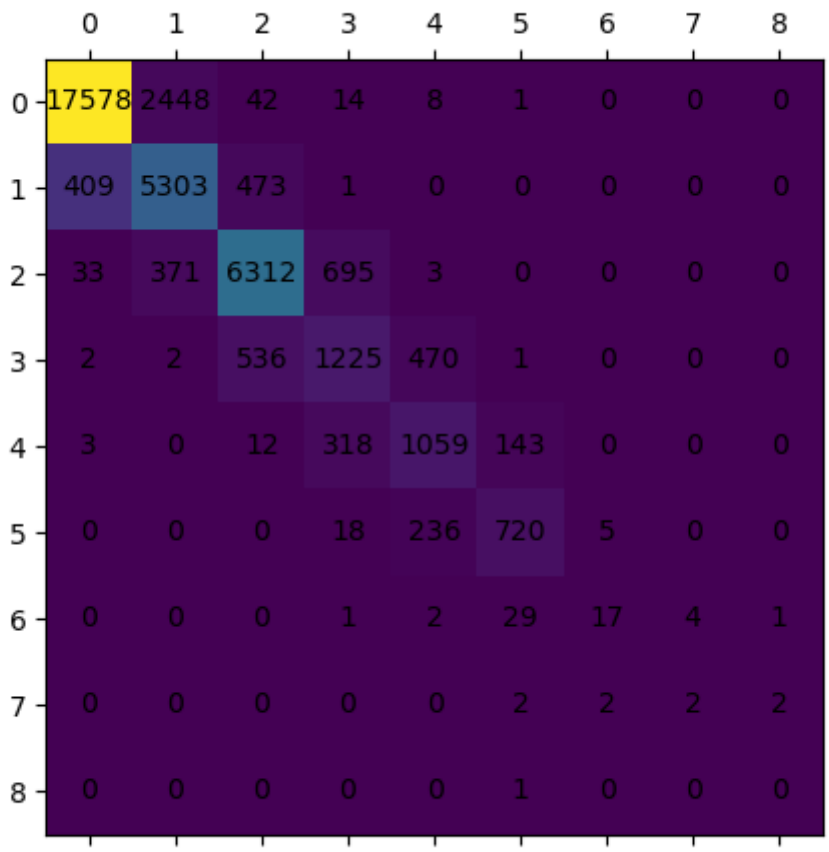


4.2 神经网络

信用 credit评价：准确率仅有66.97%，下为混淆矩阵，效果不好



星级 star评价：准确率 83.67%，下为混淆矩阵



5. 预测

使用决策树模型将数据中待预测（标签为-1）的数据进行填充

```
clf = joblib.load("../model/star_decision_tree.joblib") #加载之前训练的模型
labels = clf.predict(X)

for rowIdx, label in enumerate(labels):
    if res.iloc[rowIdx]['star_level']==-1:      # 将-1替换为预测的标签
        res.loc[res.index[rowIdx], 'star_level'] = label
    if rowIdx%1000==0:
        print("{:.4f}".format(rowIdx/len(labels)))
res = res[['uid','star_level']]
res.to_csv('star_predict.csv',index=False) # 保存为csv文件
```

预测结果见credit_predict.csv和star_predict.csv文件