第二节课笔记

https://github.com/cystanford/Recommended_System 老师的GitHub

第二节课笔记

课堂笔记	第二次反馈	第三次反馈

- 课堂笔记

先用传统机器学习给出一个baseline
传统机器学习和深度学习：深度学习是由多层复杂t特征提取获取权重

基于标签的召回=基于标签的用户画像

#几个训练自己代码能力的网站：
ACM Online Judge
LeetCode
codewars

数据模型：
Kaggle、天池、DataCastle

对数据集进行处理：
小样本采样和特征工程

按照数据流处理阶段划分
收集原始数据：前端埋点、后端脚本（日志）
算法层将原始数据打上标签（偏好）
业务指导

K-means
Step1：选取N个中心点
Step2：将每个点按距离分配到最近的类的中心点，然后重新计算中心点
重复Step2直到中心点不在发生变化或达到最大次数
两点之间距离的定义：

- 欧氏距离：两点之间的距离
- 曼哈顿距离：纵坐标+横坐标
- 切比雪夫距离：max{纵坐标、横坐标}
- 余弦距离：vec(x)vec(y)/|vec(x)*||vec(y)|

Z-score = (样本值-均值)/标准差
样本和平均值差了多少标准差

fit、fit_transform的区别

聚类是无监督的学习，具体含义需要我们指定
什么时候使用聚类：

- 缺乏足够的先验知识
- 人工打标签太贵

混淆矩阵：

	预测类别		
实际类别		Yes	No
	Yes	TP	FN
	No	FP	TN

准确率 accuracy = (TP+TN)/(TP+FP+TN+FN)

记录讲义内容
• 分类回归算法：
逻辑回归，线性回归，决策树，LDA，朴素贝叶斯，SVM，KNN，AdaBoost，XGBoost

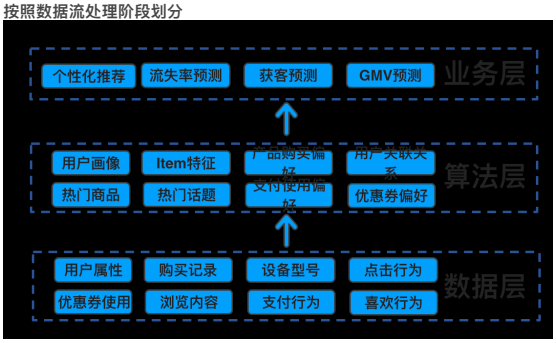
• 聚类算法：
K-Means，EM聚类，Mean-Shift，DBSCAN，层次聚类

• 推荐算法：
基于标签推荐：SimpleTagBased，NormTagBased，TagBased-TFIDF
基于内容的推荐
基于协同过滤的推荐：User-CF, Item-CF

用户标签都有哪些维度
八字原则：用户消费行为分析
用户标签：性别、年龄、地域、收入、学历、职业等
消费标签：消费习惯、购买意向、是否对促销敏感
行为标签：时间段、频次、时长、收藏、点击、喜欢、评分
（**User Behavior可以分成Explicit Behavior和Implicit Behavior**）
内容分析：对用户平时浏览的内容进行分析，比如体育、游戏、八卦

用户画像的准则
Step1、统一标识
用户唯一标识是整个用户画像的核心
Step2、给用户打标签
用户标签的**4**个维度
Step3、基于标签指导业务
业务赋能的**3**个阶段

按照数据流处理阶段划分



标签从何而来
典型的方式有：

- PGC：专家生产
- UGC：普通生产

标签是对高维事物的抽象（降维）
聚类算法：K-Means，EM聚类，Mean-Shift，DBSCAN，层次聚类

数据规范化的方式：

- **Min-max**规范化

将原始数据投射到指定的空间**[min,max]**
新数值 =（原数值-极小值）/ (极大值 - 极小值)
当**min=0, max=1**时，为**[0,1]**规范化
sklearn中的**MinMaxScaler**

- **Z-Score**规范化

将原始数据转换为正态分布的形式
新数值 =（原数值 - 均值）/ 标准差
sklearn中的**preprocessing.scale()**

- 小数定标规范化

通过移动小数点的位置来进行规范化
使用**numpy**

阿特曼Z-score模型
公开上市交易的制造业公司的破产指数模型：
Z =1.2X1 + 1.4X2 +3.3X3 + 0.6X4 + 0.999X5
X1 = 净营运资本 / 总资产 =（流动资产 — 流动负债）/ 总资产
X2 = 留存收益 / 总资产
X3 =息税前收益/ 总资产 =（利润总额+财务费用）/ 总资产

课程内容
本节课内容包含以下几块：

1. **用户画像**
   - **商业分析和标签**
     - **商业上：用户画像与业理流程、用户标签维度**
     - **打标签的算法：聚类（means，包括距离、归阵等操作）**
     - **标签推荐算法：SimpleTagBased（对找到他常用的标签，然些标签的最热门物品推他），NormTagBase TFIDF**
2. **Project**
   - **数据清洗：缺失值：删除、均**
   - **特征选择：数据探索、mode**
   - **分类算法--MNIST的十种解法和AutoML**
3. **辅助学习**
   - **训练编程能力（#几个训练自网站：ACM Online Judge，**

召回率 recall = TP/(TP+FN)
精确率 precision = TP/(TP+FP)
F值 = (\alpha^2 +
1)precision*recall/(\alpha^2
(precision+recall))

SimpleTagBased算法
NormTagBased算法：对score进行归一化
TagBased-TFIDF算法：IDF = log{文档次数/（单词出现但是文档数+1）}

IDF：Inverse Document Frequency

pip install加速
pip国内的镜像：
阿里云
http://mirrors.aliyun.com/pypi/simple/
中国科技大学
https://pypi.mirrors.ustc.edu.cn/simple/
豆瓣(douban)
http://pypi.douban.com/simple/
清华大学
https://pypi.tuna.tsinghua.edu.cn/simple/
中国科学技术大学
http://pypi.mirrors.ustc.edu.cn/simple/
使用方法：
pip install tensorflow -i
https://pypi.tuna.tsinghua.edu.cn/simple

TPOT：基于**Python**的**AutoML**工具
TPOT
https://github.com/EpistasisLab/tpot
（6.2K）
TPOT可以解决：特征选择，模型选择，但不包括数据清洗
处理小规模数据非常快，大规模数据非常慢。可以先抽样小部分，使用**TPOT**

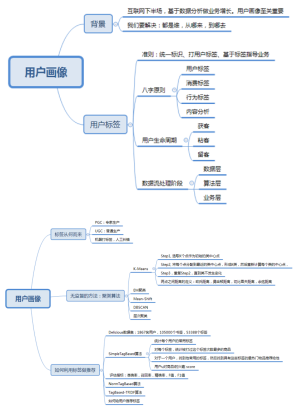
Google Cloud AutoML
华为ModelArts

好的数据：完全合一
完整性，全面性（单位、字段与数值不符），合法性（数据类型内容大小），唯一性（是否有重复）

Get dummies??

获取特征的重要性：feature_importance = model.coef_[0]

机器之心



X4 = 优先股和普通股市值 **/**总负债**=** （股票市值 * 股票总数） **/** 总负债
X5 = 销售额 **/** 总资产
判断准则：**Z<1.8,**破产区；**1.8≤Z<2.99,**灰色区；**2.99<Z,**安全区

数据规范化的方式：
- 小数定标规范化

通过移动小数点的位置来进行规范化
比如**A**的取值范围 **[-9999,666]**
A的新数值=原数值**/10000**。

————————————

SimpleTagBased算法
- 统计每个用户的常用标签
- 对每个标签，统计被打过这个标签次数最多的商品
- 对于一个用户，找到他常用的标签，然后找到具有这些标签的最热门物品推荐给他
- 用户u对商品i的兴趣：score（u，i）=、sum_t{user_tags[u,t]*tag_item(t,i)」

数据结构定义：
- 用户打标签记录： records[i] = {user, item, tag}
- 用户打过的标签：user_tags[u][t]
- 用户打过标签的商品：user_items[u][i]
- 打上某标签的商品：tag_items[t][i]
- 某标签使用过的用户：tags_users[t][u]

如何给用户推荐标签
当用户u给物品i打标签时，可以给用户推荐和物品i相关的标签，方法如下：
- 方法1：给用户u推荐整个系统最热门的标签
- 方法2：给用户u推荐物品i上最热门的标签
- 方法3：给用户u推荐他自己经常使用的标签
- 将方法2和3进行加权融合，生成最终的标签推荐结果

基于内容的推荐系统架构
- 物品表示 Item Representation：

为每个item抽取出features
- 特征学习Profile Learning：

利用一个用户过去喜欢（不喜欢）的item的特征数据，来学习该用户的喜好特征（profile）；
- 生成推荐列表Recommendation Generation：

通过用户profile与候选item的特征，推荐相关性最大的item。

————————————

Summary

- **聚类是一种降维方式，距离的定义**
- **定义用户画像的维度：用户消费行为内容**
- **围绕用户生命周期开展业务：获客粘客留客**
- **数据处理层次：数据源-算法层-业务层**
- **标签是一种抽象能力，通过用户画像进行profile learning，同时对item提取标签，从而完成基于标签的召回**
- **标签照会简单计算，属于召回的一种侧率**

Excel数据统计：
- **mysql-for-excel**

https://dev.mysql.com/downloads/windows/excel/
- **mysql-connector-odbc**

https://dev.mysql.com/downloads/connector/odbc/

缺失值：删除、均值、高频
均值：df['Age'].fillna(df['Age'].mean(), inplace=True)
删除： df.dropna(how='all',inplace=True)
 # 删除非 ASCII 字符
df['name'].replace({r'[^\x00-\x7F]+':''}, regex=True, inplace=True)
统一单位：
 # 获取 weight 数据列中单位为 lbs 的数据
rows_with_lbs = df['weight'].str.contains('lbs').fillna(False)
 # 将 lbs转换为 kgs, 2.2lbs=1kgs
for i,lbs_row in df[rows_with_lbs].iterrows():
 # 截取从头开始到倒数第三个字符之前，即去掉lbs。
weight = int(float(lbs_row['weight'][:-3])/2.2)
df.at[i,'weight'] = '{}kgs'.format(weight)
apply lambda ？？

一列有多个参数（可选）

LeetCode，codewars）
- **公众号：机器之心**
- **Excel和mySQL**
- **pip install加速**

Question?

1. 小样本采样和特征工程
2. 前端埋点、后端脚本（日志）
3. LDA，朴素贝叶
4. EM聚类，Mean-Shift，DBSCAN，
5. 基于内容的推荐
6. 基于协同过滤的推荐：User-CF, Iter
7. User Behavior可以分成Explicit Beh Behavior
8. 基于内容的推荐系统架构
9. Excel数据统计：mysql-for-excel m connector-odbc
10. apply lambda？

特征工程：

The feature engineering process is:[6]

- Brainstorming or testing features;[7
- Deciding what features to create;
- Creating features;
- Checking how the features work wi
- Improving your features if needed;
- Go back to brainstorming/creating until the work is done.

Feature selection can be used to prevent

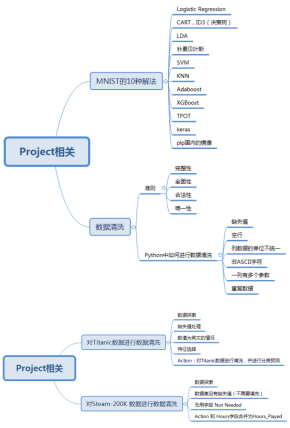
Feature explosion can be caused by featu combination or feature templates, both lea quick growth in the total number of feature

- Feature templates - implementing f templates instead of coding new fe
- Feature combinations - combinatio be represented by the linear systen

Feature explosion can be stopped via tecl as: regularization, kernel method, feature

Automation of feature engineering is a res that dates back to at least the late 1990s.[academic literature on the topic can be ro separated into two strings: First, Multi-rela tree learning (MRDTL), which uses a supe algorithm that is similar to a decision tree. recent approaches, like Deep Feature Syr use simpler methods.[citation needed]

小样本采样 Few shot learning



可以将**Name**分成**last name + first name**也可以进行保留。

```
# 切分名字，删除源数据列
df[['first_name','last_name']] = df['name'].str.split(expand=True)
df.drop('name', axis=1, inplace=True)
```

默认采用的空格进行分割，相当于**df['name'].str.split(' ', expand=True)**

```
# 删除重复数据行
df.drop_duplicates(['first_name','last_name'],inplace=True)
```

数据探索：

```
print(train_data.info())
```

数据探索：

```
print(train_data.describe(include=['O']))
```

查看离散数据类型的分布

特征选择：

```
# 特征选择
features = ['Pclass', 'Sex', 'Age', 'SibSp', 'Parch', 'Fare', 'Embarked']
train_features = train_data[features]
train_labels = train_data['Survived']
test_features = test_data[features]
dvec=DictVectorizer(sparse=False)
train_features=dvec.fit_transform(train_features.to_dict(orient='record'))
print(dvec.feature_names_)
```

总结Summary

- 记录作业内容

1. Thinking1：如何使用用户标签来指导业务（如何提升业务）
2. Thinking2：如果给你一堆用户数据，没有打标签。你该如何处理（如何打标签）
3. Thinking3：准确率和精确率有何不同（评估指标）
4. Thinking4：如果你使用大众点评，想要给某个餐厅打标签。这时系统可以自动提示一些标签，你会如何设计（标签推荐）
5. Thinking5：我们今天使用了10种方式来解MNIST，这些方法有何不同？你还有其他方法来解决MNIST识别问题么（分类方法）
6. Action1：针对Delicious数据集，对SimpleTagBased算法进行改进（使用NormTagBased、TagBased-TFIDF、TagBased-TFIDF++算法）**Delicious数据集：1**
   户，105000个书签，53388个标签 https://grouplens.org/datasets/hetrec-2011/ 格式：userID bookmarkID tagID timestamp
7. Action2：对Titanic数据进行清洗，使用之前介绍过的10种模型中的至少2种（包括TPOT）
8. **MNIST的十种解法**
9. **Project：对Steam-200K 数据进行数据清洗**
10. NBA球员数据分析 **NBA**球员数据表：https://www.kaggle.com/edgarhuichen/espn-nba-players-data