数据挖掘 第一讲• 概 述

授课教师: 别荣芳 教授、博导

课程助教: 周也、王舒扬



- 1 课程简介
- 2 为什么进行数据挖掘
- 3 什么是数据挖掘
- 4 可以挖掘什么类型的数据
- 5 可以挖掘什么类型的模式
- 6 可以使用什么技术
- 7 数据挖掘的应用

Outline

7. 数据挖掘的应用

商务智能

提供商务运作的历史、 现状和预测视图

- ◆联机分析处理
- ◆商务业绩管理
- ◆竞争情报
- ◆标杆管理
- ◆ 预测分析

Web搜索引擎

解决数据爬取、索引和 搜索所面临的挑战

- □ 处理不断增加的数据
- □处理在线数据
- □ 在快速增长的数据流 上维护更新模型
- □处理个性化查询

科技数据分析

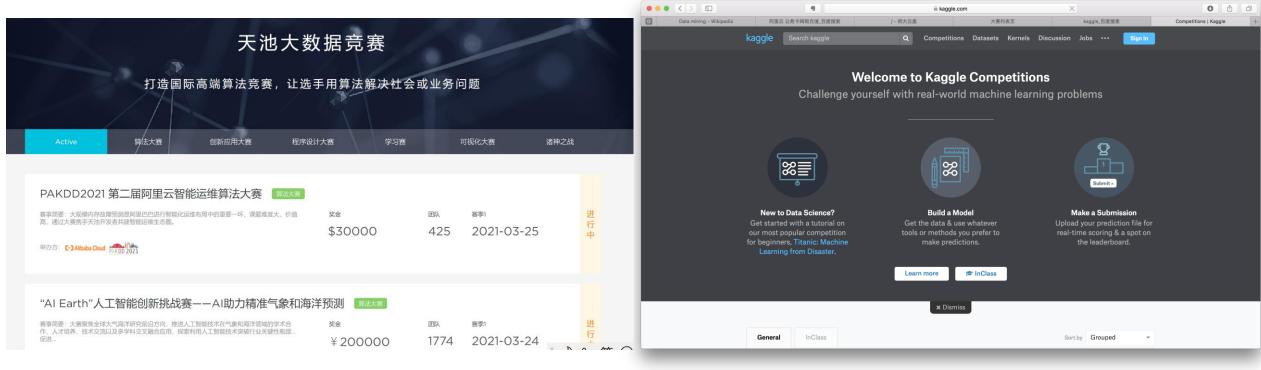
处理时空信息高维数据, 流数据和异构数据

- □ 建立科学数据仓库
- □ 挖掘复杂数据类型
- □ 开发高级图形用户界面
- □ 研制可视化的工具
- **-** ...

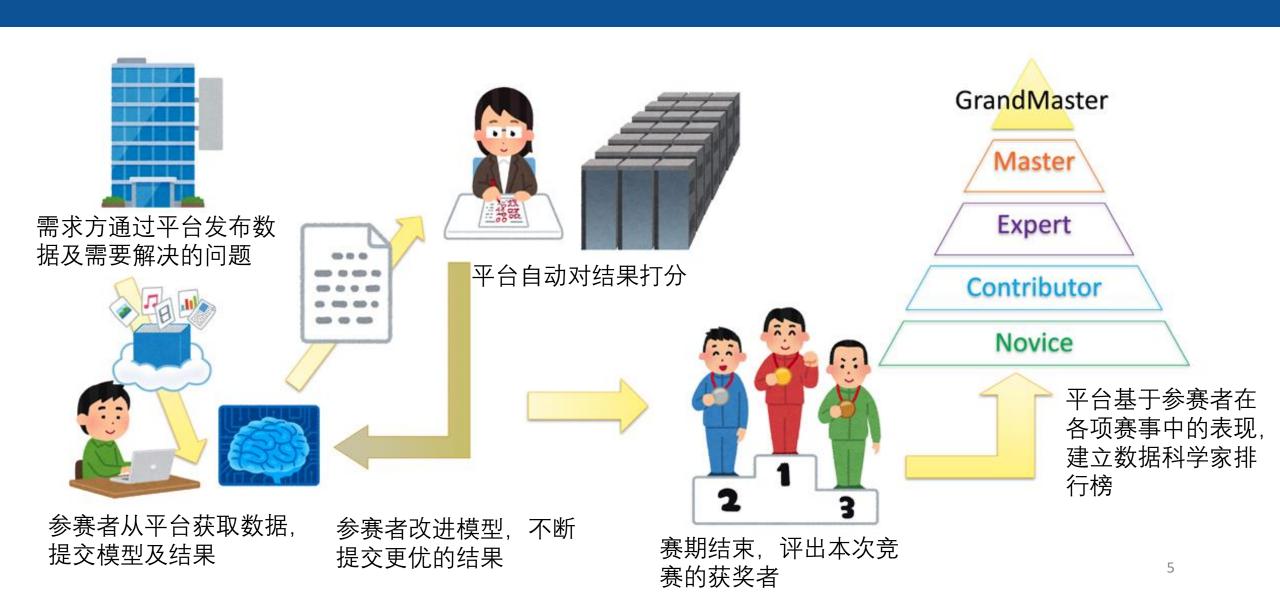
从竞赛平台看数据挖掘的应用

天池





Kaggle平台的工作形式

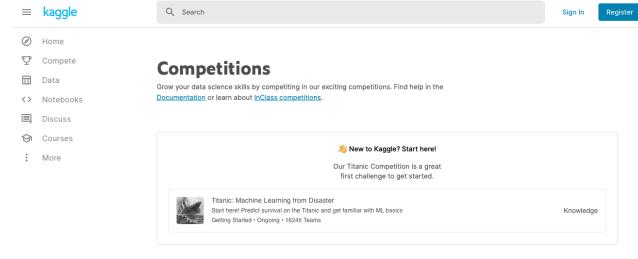


人工智能学院

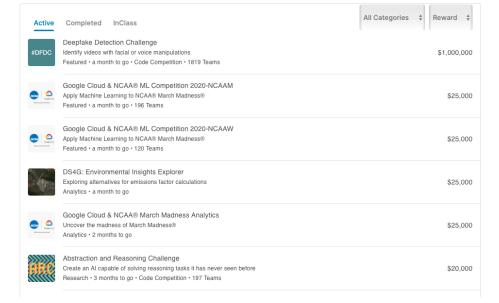
数据挖掘

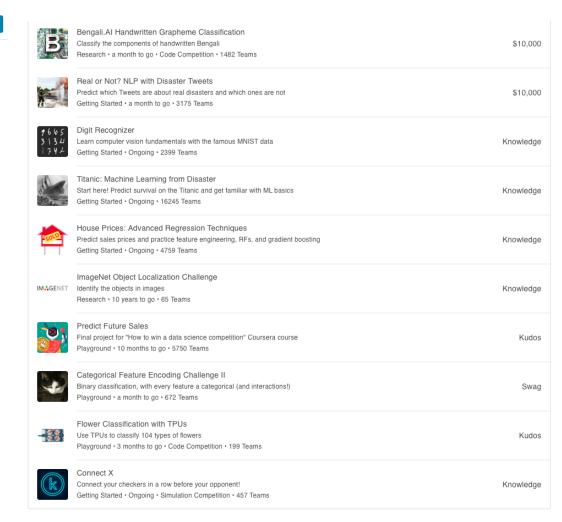
课程团队

Kaggle



All Competitions





• 改进航班运营效率

- 2012年11月和2013年8月,通用公司在Kaggle上陆续发起了2组旨在改进航空公司航班效率的竞赛。从机场登机口分配到空中交通管理,许多环节都对航空公司航班的状态产生重大影响,进而引发航班延误,给航空公司带来损失。通用公司公布了由FlighStats公司提供的航空数据,希望参赛者开发出能够实时控制航班飞行路线、速度、高度和管制空域,从而优化航班的总体运行效率。
- 第一组竞赛于2013年4月结束,决出的6个获胜团队,分享了25万美元奖金。
- 第二组竞赛于2014年2月结束, 5个获胜团队分享了另外25万美元奖金。
- 在第二组竞赛中,由José Fonollosa提交的模型可以将现有航班效率提高12%以上,这将给航空公司节省巨额的费用。

• 预测保险索赔情况

- 好事达保险公司(Allstate)希望能更准确地预测汽车的伤害索赔,以便优化保险的定价方案。 于是该公司向竞争者们提供了2005年到2007年的保险数据,包括具体的汽车情况、以及每辆车 相关的赔偿支出次数和数量, 悬赏1万美金寻求解决方案。
- 澳大利亚悉尼的保险精算顾问卡尔(Matthew Carle)使用基于决策树算法的模型夺得第一,他 的模型能够获得比好事达保险公司的现有模型高出34%的精确度。

• 预测医院住院病人流

- 位于加利福尼亚州的医疗保健机构HPN(Heritage Provider Network)在Kaggle上举办了一个为期近2年的竞赛,参赛者需根据36个月内的一系列医疗数据来预测哪些病人将会在一年内需要住院治疗。如果能准确预测病人入院需求,医疗机构可以预先进行预防和治疗,从而节省大量的医疗资金。
- 该项竞赛设立了高达300万美元的奖金,成为Kaggle上奖金额最高的竞赛项目。该比赛已于2013年4月结束,共有1659个参赛队提交了超过35,000个模型。最终,第一名由一个名为POWERDOT的团队获得。

• Titanic生存预测

- Titanic: Machine Learning from Disaster,利用机器学习预测泰坦尼克乘客是否生还。迄今为止参赛的队伍已经达到17,065支,所有参与Kaggle的人都会拿这个题目练手。
- 训练和测试数据是一些乘客的个人信息以及存活状况, 要尝试根据它生成合适的模型并预测其他人的存活状况。
- 题目虽简单, 但取得好的名次也不容易。



10

阿里天池



人工智能学院

数据挖掘

k课程团队

赛题内容

天池新人实战赛o2o优惠券使用预测

进行中

状态

【→】阿里云

举办方

2022-02-01

赛季1

¥0 19298

奖金

参赛队伍

図 报名参赛

O2O行业天然关联数亿消费者,各类APP每天记录了超过百亿条用户行为和位置记录,因而成为大数据科研和商业化运营的最佳结合点之一。以优惠券盘活老用户或吸引新客户进店消费是O2O的一种重要营销方式。然而随机投放的优惠券对多数用户造成无意义的干扰。对商家而言,滥发的优惠券可能降低品牌声誉,同时难以估算营销成本。个性化投放是提高优惠券核销率的重要技术,它可以让具有一定偏好的消费者得到真正的实惠,同时赋予商家更强的营销能力。本次大赛为参赛选手提供了O2O场景相关的丰富数据,希望参赛选手通过分析建模,精准预测用户是否会在规定时间内使用相应优惠券。

人工智能学院

数据挖掘

课程团队

- 相关数据集: 2016.01.01至2016.06.30, 用户线下消费和优惠券领取使用行为的记录表, 用户线上点击/消费和优惠券领取使用行为的纪录表。需要预测的是2016年7月份用户领取优惠券后是否使用。
- 解决方案概述: 根据这两份数据表,首先对数据集进行划分,然后提取了用户相关的特征、商家相关的特征,优惠券相关的特征,用户与商家之间的交互特征,以及利用本赛题的leakage得到的其它特征(这部分特征在实际业务中是不可能获取到的)。最后训练了XGBoost, GBDT, RandomForest进行模型融合。

https://github.com/wepe/O2O-Coupon-Usage-Forecast

数据集划分

可以采用滑窗的方法得到多份训练数据集,特征区间越小,得到的训练数据集越多。以下是一种 划分方式:

	预测区间(提取label)	特征区间(提取feature)
测试集	20160701~20160731	20160315~20160630
训练集1	20160515~20160615	20160201~20160514
训练集2	20160414~20160514	20160101~20160413

划取多份训练集,一方面可以增加训练样本,另一方面可以做交叉验证实验,方便调参。

https://github.com/wepe/O2O-Coupon-Usage-Forecast

特征工程

- 赛题提供了online和offline两份数据集,online数据集可以提取到与用户相关的特征,offline数据集可以提取到更加丰富的特征:用户相关的特征,商家相关的特征,优惠券相关的特征,用户-商家交互特征。
- 另外,赛题提供的预测集中,包含了同一个用户在整个7月份里的优惠券领取情况,这实际上是一种leakage,比如存在这种情况:某一个用户在7月10日领取了某优惠券,然后在7月12日和7月15日又领取了相同的优惠券,那么7月10日领取的优惠券被使用的可能性就很大了。在做特征工程时注意到这一点,提取了一些相关的特征。加入这部分特征后,AUC提升了10个百分点以上,这些特征在实际业务中是无法获取到的。
- 模型设计与模型融合: 。。。XGBoost, GBDT, RandomForest三种等加权融合, 。。。

https://github.com/wepe/O2O-Coupon-Usage-Forecast

• 用户线上相关的特征

- 用户线上操作次数
- 用户线上点击率
- 用户线上购买率
- 用户线上领取率
- 用户线上不消费次数
- 用户线上优惠券核销次数
- 用户线上优惠券核销率
- 用户线下不消费次数占线上线下总的不消费次数的比重
- 用户线下的优惠券核销次数占线上线下总的优惠券核销次
- 用户线下领取的记录数量占总的记录数量的比重

• 用户线下相关的特征

- 用户领取优惠券次数
- 用户获得优惠券但没有消费的次数
- 用户获得优惠券并核销次数
- 用户领取优惠券后进行核销率
- 用户满050/50200/200~500 减的优惠券核销率
- 用户核销满050/50200/200~500减的优惠券占所有核销优惠券的比重
- 用户核销优惠券的平均/最低/最高消费折率
- 用户核销过优惠券的不同商家数量,及其占所有不同商家的比重
- 用户核销过的不同优惠券数量,及其占所有不同优惠券的比重
- 用户平均核销每个商家多少张优惠券
- 用户核销优惠券中的平均/最大/最小用户-商家距离

https://github.com/wepe/O2O-Coupon-Usage-Forecast

• 用户-商家交互特征

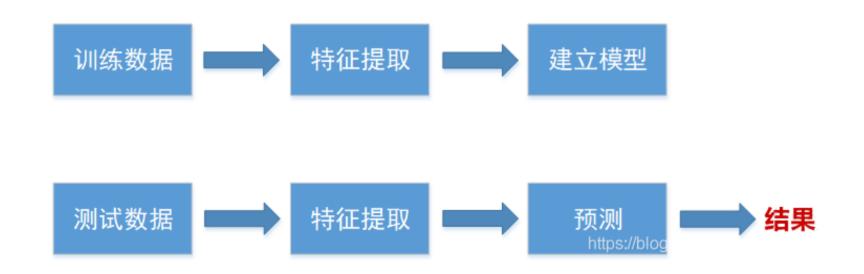
- 用户领取商家的优惠券次数
- 用户领取商家的优惠券后不核销次数
- 用户领取商家的优惠券后核销次数
- 用户领取商家的优惠券后核销率
- 用户对每个商家的不核销次数占用户总的不核销次数的比重
- 用户对每个商家的优惠券核销次数占用户总的核销次数的比重
- 用户对每个商家的不核销次数占商家总的不核销次数的比重
- 用户对每个商家的优惠券核销次数占商家总的核销次数的比重

• 优惠券相关的特征

- 优惠券类型(直接优惠为0, 满减为1)
- 优惠券折率
- 满减优惠券的最低消费
- 历史出现次数
- 历史核销次数
- 历史核销率
- 历史核销时间率
- 领取优惠券是一周的第几天
- 领取优惠券是一月的第几天
- 历史上用户领取该优惠券次数
- 历史上用户消费该优惠券次数
- 历史上用户对该优惠券的核销率

https://github.com/wepe/O2O-Coupon-Usage-Forecast

这是一个典型的分类问题,其过程就是根据已有训练集进行训练,得到的模型再对测试进行测试并分类。整个过程如下图所示:



https://github.com/wepe/O2O-Coupon-Usage-Forecast

2021数字中国创新大赛大数据赛道-城市管理大数据专题



早高峰共享单车潮汐点的群智优化

寒题说明

共享单车,延伸了城市公共交通脉络,解决了市民出行"最后一公里"问题。然而,随着共享经济模式被越来越多市民接受,成为出行习惯,潮汐现; 上休息的人类活动规律的客观存在,加之上下班时间段的集中,导致早晚高峰"一车难寻"、"无地可停"的供需矛盾。本题希望通过对车辆数据的: 阶段潮汐点进行有效定位,进一步设计高峰期群智优化方案,缓解潮汐点供需问题,以期为城市管理部门和共享单车运营方研究制定下一步优化措施提

 https://data.xm.gov.cn/contestseries/digit-china 2021/#/3/contest explain

2021数字中国创新大赛大数据赛道-城市管理大数据专题

赛题说明

- □ 通过对车辆数据的综合分析,对厦门岛内 早高峰阶段潮汐点进行有效定位,进一步 设计高峰期群智优化方案,缓解潮汐点供 需问题, 以期为城市管理部门和共享单车 运营方研究制定下一步优化措施提供数据 支撑。
- □ "潮汐"现象: 城市公共自行车从业者将发 生在早晚高峰时段共享单车"借不到、还 不进"的问题称之为"潮汐"现象。本题涉及 的"潮汐现象"聚焦"还不进"的问题,识别 出早高峰共享单车最淤积的40个区域

赛题任务

- 任务一: 为更好地掌握早高峰潮汐现象的变化规律与趋 势,参赛者需基于主办方提供的数据进行数据分析和计 算模型构建等工作,识别出工作日早高峰07:00-09:00潮 汐现象最突出的40个区域,列出各区域所包含的共享单 车停车点位编号名称,并提供计算方法说明及计算模型, 为下一步优化措施提供辅助支撑。
- □ 任务二:参赛者根据任务—Top40区域计算结果进一步 设计高峰期共享单车潮汐点优化方案,通过主动引导停 车用户到邻近停车点位停车,进行削峰填谷,缓解潮汐 点停车位(如地铁口)的拥堵问题。允许参赛者自带训 练数据,但需在参赛作品中说明所自带数据的来源及使 用方式、并保证其合法合规。

小结

- 数据挖掘是从海量数据中发现有趣模式的过程。作为知识发现过程,它通常包括数据清理、数据集成、数据选择、数据变换、模式发现、模式评估和知识表示。
- 数据挖掘功能用来指定数据挖掘任务发现的模式或知识类型,包括特征化和区分,频繁模式、关联和相关性挖掘,分类和回归,聚类分析和离群点检测。
- 数据挖掘融汇来自其他一些领域的技术。这些领域包括统计学、机器学习、数据库和数据仓库系统,以及信息检索。数据挖掘研究与开发的多学科特点大大促进了数据挖掘的成功和广泛应用。
- 数据挖掘有许多成功的应用,如商务智能、Web搜索、生物信息学、卫生保健信息学、金融、数字图书馆和数字政府。

第1章 学习要求与作业题

- 本章涵盖基础概念与宽泛应用,建议认真阅读教材内容
- 讨论:
 - 1. 上网搜集资料, 阐述数据挖掘与数据库、数据挖掘与机器学习的关系
 - 2. 与挖掘少量数据相比, 挖掘海量数据的主要挑战是什么?
 - 3. 给出1个现实生活中成功的数据挖掘应用的案例

•

我们在数据的海洋里,渴望知识的淡水

