机器学习工程师　纳米学位

开题报告

毕业项目：预测 Rossmann 未来的销售额

一、 项目背景

Rossmann 是欧洲的一家连锁药店，目前一共拥有大约3,000 家药店，它们分布在 7 个欧洲国家。现在的任务是通过历史数据，预测 6 周后的每日销售量[1]。商店销售受到诸多因素的影响，包括促销，竞争，学校和国家假日，季节性和地点。 每个人根据其独特的情况预测销售量，结果的准确性可能会有很大的变化。

可靠的销售预测对门店的精细化运营具有非常大的帮助。销售量的预测能够使商店的管理人员创建有效的员工时间表，提高生产力。此外，良好的销售预测模型，还可以让管理人员调整供应链，制定合理的促销策略与竞争策略。另外还可以帮助门店，提前准备合适的人力资源和物资数量，降低成本，提高营业额以及用户体验。

二、 问题描述

本项目所需要解决的问题是：通过 Rossmann 给出的历史数据集，创建一个销售额预测模型，用来预测德国各地 1,115 家店铺的 6 周销量，来帮助 Rossmann 获得更大的收益。

该问题的解决，可以从机器学习和数据挖掘的角度思考，分析数据的自变量（即各种属性）和因变量（即销售额），进行训练，最后得到销售量预测模型。Rossmann 给出的数据集比较丰富，是一个明显的有监督的回归问题，也同时是一个时序类的预测问题。

单个商店的销售会受到很多因素的影响，包括是否促销，附近有没

有竞争，是否是国家假日，季节性和地点等待因素。这些特征都有可能对销售量造成影响。

三、 数据集与输入

本项目主要用到了 3 个数据集，并有 1 个数据集作为提交数据集的参考样本，它们来自 Kaggle。

（1） train.csv --- 历史数据包括 sales 的数据

（2） test.csv --- 历史数据不包括 sales 的数据

（3） store.csv --- 提供各个店铺的具体信息的数据

（4） sample_submission.csv --- 一个最后提交数据集的参考样本

其中特征包含：

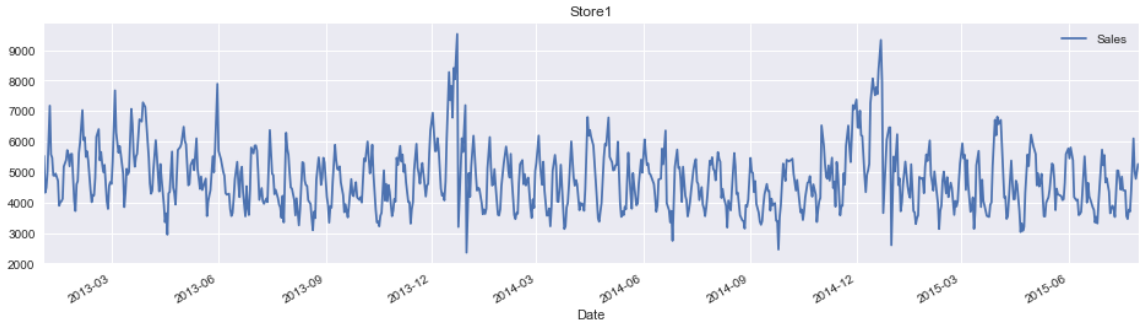
数据的内容大致为

- Id - 表示测试集中（存储，日期）副本的 Id
- Store - 每个商店的独特 Id
- Sales - 任何一天的营业额（这是你预测的）
- Customers - 某一天的客户数量
- Open - 商店是否打开的指示器：0 =关闭，1 =打开
- StateHoliday - 表示一个国家假期。通常所有商店，除了少数例外，在国营假期关闭。请注意，所有学校在公众假期和周末关闭。 a =公众假期，b =复活节假期，c =圣诞节，0 =无
- SchoolHoliday - 表示（商店，日期）是否受到公立学校关闭的影响
- StoreType - 区分 4 种不同的商店模式：a，b，c，d
- Assortment - 描述分类级别：a = basic，b = extra，c = extended
- CompetitionDistance - 距离最接近的竞争对手商店的距离
- CompetitionOpenSince[Month/Year]] - 给出最近的竞争对手开放时间的大约年和月
- Promo - 指示商店是否在当天运行促销
- Promo2 - Promo2 是一些持续和连续推广的一些商店：0 =商店不参与，1 =商店正在参与
- Promo2 自[年/周] - 描述商店开始参与 Promo2 的年份和日历周
- PromoInterval - 描述了 Promo2 的连续间隔开始，命名新的促销活动的月份。例如。“二月，五月，八月，十一月”是指每一轮在该店的任何一年的二月，五月，八月，十一月份开始

其中数据集中train.csv有1,017,209行记录，跨度为13年1月1号到15年7月31号。另外test.csv为41,088行记录,时间跨度为15年8月1号到9月17号。

缺失值主要为Open, Competition, Prom2。缺失数据Open都来自于622店铺，从周1到周6而且没有假期，所以我们认为这个店铺的状态应该是正常营业的。店铺促销信息的缺失是因为没有参加促销活动，所以我们以0填充, 竞争对手的缺失不明，也以0来填充。

对于Store1做一个随着时间的可视化分析如下，可见要预测的标签是根据时间有个时间性的规律，当年的11月和12月销量为最佳：



四、 解决方案陈述

特征工程是不可或缺的，好的特征工程对模型的精确度至关重要，集成学习也是很重要的，为了得到更好的预测模型，可以运用好优秀的集成学习方法。我们在实际运用中需要在提高分数的同时又降低 过拟合的风险，这个需要用到不少技巧，尤其是大多数单个模型很难实现test error的持续下降。

本项目采用的集成学习为 XGBoost，优点是高效、灵活，已经被广泛使用，并且采用CV,K-Folders等交叉验证的方法确保预测的准确性。

模型优化需要用到特征工程,包含处理选择和生成，还有XGBoost训练的调参来验证模型准确性，以及模型融合等概念。

五、 评估指标与基准模型

用 pandas 来载入数据，并 matplotlib 和 seaborn 提供的绘图功能做一些简单的可视化来理解数据。其中分类问题的常用评估指标有Accuracy, Precision, Recall, F score 等；回归问题有 MAE, MSE, RMSPE 等。 由于该项目解决的是回归问题和时序问题，所以采用与 Kaggle 一样的评估指标，RMSPE，即均方根误差。目标是，XGBoost 得到的模型的 RMSPE 小于 0.11773。计算公式如下：

$$\mathrm{RMSPE} = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(\frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i}\right)^2},$$

另外还需要评估各个特征间的相关度和对销量的相关度。

六、 项目设计

第一步：业务理解与数据获取：该项目的任务是监督学习的回归，从Kagger获取数据集。据集划分方式以日期时间顺序来划分。近几周或几个月的作为holdout数据。

第二步：数据探索：通过简单的描述统计与可视化来理解数据。

第三步：数据预处理：处理数据缺失、异常值等问题。

第四步：特征工程：将某些特征中的数值进行转换，更好地进行挖掘。

第五步：模型训练：将前面准备好的数据用来训练模型。

第六步：模型评估：评估模型的好坏，如果表现不错则走到下一步，否则从头开始分析问题，重新改进模型。评价特征的相关性和特征对于需要预测的变量销量的相关性。

第七步：预测未知数据：用来预测未来的销售额。

附：参考文献

[1] Kaggle Rossmann Store Sales Overview: https://www.kaggle.com/c/rossmann-store-sales