第12课建立算法的管道模型

主讲教师: 欧新宇

February 20, 2020

Outlines

- 管道模型的基本概念
- ●使用管道模型的原因
- 管道模型案例——股票涨跌分析

1. 管道模型的概念

➣ 管道模型 (Pipeline)

把一系列算法打包在一起,让他们各司其职,形成一个流水线。 就像组装汽车的工厂流水线。

管道机制在机器学习算法中得以应用的根源在于,参数集在训练过程中的重复使用。例如多个预处理算法需要测试,某个算法的参数有多个值需要测试。管道机制实现了对全部步骤的流式化封装和管理(streaming workflows with pipelines)。

值得注意的是:

管道机制更像是**编程技巧**的创新,而非**算法**的创新。

一段标准的训练过程

- 1. 数据载入并划分为训练集和测试集
- 2. 数据预处理,使用训练集拟合预处理器scaler,并用其来预处理训练集和测试集
- 3. 使用基于MLP的网格搜索算法及交叉验证获取最优参数并输出交叉验证评分
- 4. 利用交叉验证获得的参数在测试集上进行预测

思考以上训练过程是否存在问题?

- 1. 首先,我们在使用交叉验证的时候,会将输入到GridSearchCV中 的训练集X_train_scaled进行拆分,划分为训练集Grid_train和验证集 Grid val.
- **注意:**在训练模型的过程中,我们一直有一个原则:测试集永远不 能参与训练中,只能用于最终的评估。
- 2. 其次,在进行最初的数据预处理的时候,我们使用整个训练集 X train scaled去拟合预处理器scaler,这就意味着Grid val被用来参 与训练scaler。
- 3. 然后,我们又用基于Grid val训练的预处理器scaler来拟合在交叉 验证中作为验证集(或者称为测试集)的Grid val, 这就违背了之 前的原则。

前面的训练过程会导致交叉验证的结果出现偏差。

How to fix it?

一个**容易理解**的方式是:

- 针对每一组参<mark>数对</mark>,我们都执行一次数据拆分,并在拆分数据 的时候,直接就将数据拆分成三部分,训练集new train、验证 集new val、测试集new test;
- 2. 然后用最新生成的训练集new train来训练预处理器scaler, 并用 scaler来拟合证集new val、测试集new test;
- 接下来再使用被预处理过的new_train和new_val来进行交叉验证 和网格搜索。
- 4. 之后再将训练集new train、验证集new val合并成 new trainval, 并保持网格搜索的最优参数不变,训练新的模型;
- 5. 最后在用**新的模型**在新测试集new test上输出最终评分。

是否还存在问题?

看起来非常流畅,但是存在一个"问题"。

在第三步中,由于我们使用的是 *K*折交叉验证,这就意味着在 每次训练的过程中训练集new train和验证集new val都是不同的(实 际上,不管是哪种交叉验证方法,都会有这样的问题,例如留一 法), 这样就会产生new_train1,new_train2,...;new_val1,new_val2,...。

很显然这样的操作没有"问题",但是代码会变得非常繁琐。

复杂的代码 还是 不可行的交叉验证评分?

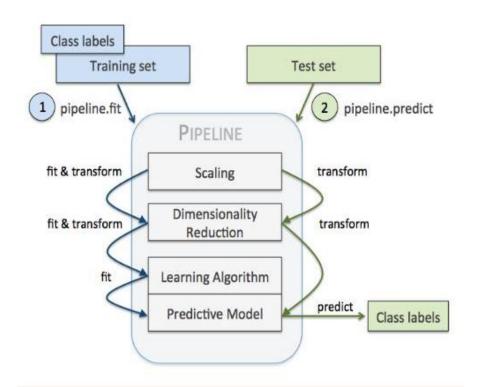
管道模型Pipeline

管道模型会在每次进行交叉验证的时候,都重新对trainval进行拆分,并分别对训练集pipe_train进行预处理,然后再用生成的scale对验证集pipe_val进行拟合。

使用管道模型,我们可以非常简单的代码实现刚刚的需求。

值得注意的是:

管道模型的执行过程和我们刚刚分析的过程是一致的,只是它被更好地封装成了一个类,同时支持并行处理等优化算法,让程序员只需要调用Pipeline接口就可以实现复杂的循环操作。



Pipeline的基本流程:

- 1. scaler预处理模型
- 2. 降维模型
- 3. 分类回归模型(包含交 又验证和超参数搜索)

3. 管道模型案例——股票涨跌分析

代码基本设计思路

- 数据载入(观察数据、数据清洗、数据拆分)
- 数据预处理
- 使用交叉验证输出验证集评分
- 使用管道模型进行交叉验证模型训练
- 使用管道模型进行模型选择
- 使用管道模型进行参数调优
- ▼可视化输出



欧老师的联系方式

读万卷书 行万里路 只为最好的修炼

QQ: 14777591 (宇宙骑士)

Email: ouxinyu@alumni.hust.edu.cn

Tel: 18687840023