

基于 ^{18}F -FDG PET/CT 影像组学的可解释性机器学习模型预测颞叶癫痫患者术后早期复发

2022 年广东省医学会核医学学术年会

汇报人：吴环华
导师：徐浩 * 教授

暨南大学 第一临床医学院

2022-11-28

Introduction

Methods

Results

Conclusions

Introduction

我的 R 书



- 电子抢读版今天上线（人邮）[异步社区](#)
- 纸质版预计 2022 年 12 月 10 日上市（受北京疫情影响可能会晚约半个月）

Methods

6. 基准测试

基准测试 (benchmark), 用来比较不同学习器 (算法)、在多个任务 (数据) 和/或不同重抽样策略 (多个数据副本) 上的平均性能表现。

基准测试时有一个关键问题是, 测试的公平性, 即每个算法的每次测试必须在相同的重抽样训练集拟合模型, 在相同的重抽样测试集评估性能。

例如,

- 选取一个自带的二分类任务
- 选取多个学习器: 决策树、KNN、随机森林、支持向量机
- 创建基准测试“设计”(每个学习器不能只凭一次结果, 采用 5 折交叉验证的平均结果)
- 查看性能指标: 准确率、AUC 值
- 箱线图展示 AUC 值的对比结果

Introduction
○○

Methods
○○●○○

Results
○○○○

Conclusions
○○○○○○○

参考文献

三. 图学习器

一个管道运算 (PipeOp), 表示机器学习管道中的一个计算步骤。一系列的 PipeOps 通过边连接 (%>>%) 构成图 (Graph), 图可以是简单的线性图, 也可以是复杂的非线性图。

这让我们可以像搭建积木一样, 搭建出复杂的图, 数据将沿着搭建好的图流动, 完成从预处理到机器学习算法构成的整个过程:

- 选取 PipeOp, 通过 %>>%, `gunion()`、`ppl()` 等搭建图
- `Graph$plot()` 绘制图的结构关系;
- `as_learner(Graph)` 将图转化为学习器, 即可跟普通学习器一样使用

管道、图学习器主要用于:

- 特征工程: 缺失值插补、特征变换、特征选择、处理不平衡数据.....
- 集成学习: 装袋法、堆叠法
- 分支训练、分块训练

1. 特征工程

机器学习中的数据预处理，也统称为**特征工程**，主要包括：缺失值插补、特征变换，目的是提升模型性能。

- 选择特征工程步相应的 PipeOp;
- 多个特征工程步通过管道符%>>% 连接;
- 很多 PipeOp 都支持 affect_columns 参数 (接受 Selector 选择器)

Results

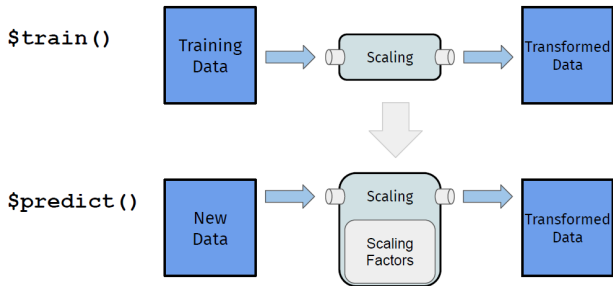


图 1: 特征工程管道示意图

- 选择 3 个学习器：KNN、SVM、Ranger 作为三支分别拟合模型，再合并分支：
- method: 调参方法，支持“grid_search”（网格搜索）、“random_search”（随机搜索）、gensa（广义模拟退火）、“nloptr”（非线性优化）。

六. 特征选择

当数据集包含很多特征时，只提取最重要的部分特征来建模，称为特征选择。特征选择可以增强模型的解释性、加速学习过程、改进学习器性能。

1. 过滤法

过滤法，基于某种衡量特征重要度的指标（如相关系数），用外部算法计算变量的排名，只选用排名靠前的若干特征，用 `mlr3filters` 包实现。

(1) 基于重要度指标

过滤法给每个特征计算一个重要度指标值，基于此可以对特征进行排序，然后就可以选出特征子集。

Conclusions

(2) 基于学习器的变量重要度

有些学习器可以计算变量重要度，特别是基于树的模型。有些学习器需要在创建时“激活”其变量重要性度量。例如，通过 `ranger` 包来使用随机森林的“impurity”度量：

使用上述特征选择可以对特征得分可视化，根据肘法确定保留特征数，然后用 `task$select()` 选择特征；也可以直接通过管道连接学习器构建图学习器：

2. 包装法

包装法，随机选择部分特征拟合模型并评估模型性能，通过交叉验证找到最佳的特征子集，用 `mlr3fselect` 包实现。

包装法特征选择，与超参数调参道理完全一样，支持：

- 独立特征选择过程： `fselect()`
- 自动特征选择器： `auto_fselector()`，封装成学习器，可用于重抽样或基准测试
- 嵌套重抽样特征选择： `fselect_nested()`

另外，有些学习器内部提供了选择有助于做预测的特征子集的方法，称为**嵌入法**。

七. 模型解释

机器学习模型预测性能强大，但天生不好解释。R 有两个通用框架致力于机器学习模型的解释（支持但不属于 `mlr3verse`）：`iml` 包和 `DALEX` 包。

可以从特征层面（特征效应、夏普利值、特征重要度）、观测层面（探索模型在单个观测上的表现）给出指标和可视化的模型解释，具体请参阅《[R 机器学习：mlr3verse 技术手册](#)》(?)。

更多机器学习模型解释理论方法，请参阅[Interpretable Machine Learning: A Guide for Making Black Box Models Explainable](#)

研究主要参阅 ([Rajpurkar, 2021](#)), ([Marc Becker, 2022](#)), ([Molnar, 2022](#))。感谢在 Github 提供的 R markdown 模板。

《R 机器学习：基于 mlr3verse》，预计 2024 年上半年上市，我也有计划在寒假期间开设 R 机器学习培训班，敬请期待！

Email: wane199@outlook.com



谢 谢 观 看!



Marc Becker, e. a. (2022). *mlr3book*.

Molnar, C. (2022). *Interpretable Machine Learning*. 2 edition.

Rajpurkar, P. S. (2021). *Deep Learning for Medical Image Interpretation*. Stanford University.