# 特征敏感性分析

## 1.1 单变量扰动（Feature Perturbation）

对每个特征单独调整值(如加噪声、放大或缩小)，观察模型预测结果的变化。

常见调整方式:

* 倍数放大或缩小
* 加性噪声:
* 零置处理

## 1.2 基于特征重要性打乱特征值(Permutation lmportance)

根据RandomForest或XGBoost直接提供特征重要性分数，反映特征对模型的贡献。

Permutation lmportance:打乱某个特征的值，观察模型性能的下降程度。

# 超参数敏感性分析

## 2.1超参数网格搜索或随机搜索

通过改变模型的超参数(如学习率、正则化强度等)，观察模型性能的变化趋势。

## 2.2 使用Optuna或Hyperopt

使用自动化工具进行超参数优化，同时评估模型对不同超参数的敏感性。

# 3.模型鲁棒性分析

## 3.1数据扰动分析

* 加入随机噪声:在特征数据中加入噪声，观察模型性能变化。
* 数据平滑:通过裁剪极值或标准化处理，分析模型的稳定性。

## 3.2 子样本分析

将训练数据按不同比例随机抽样，观察模型性能是否随数据量变化而显著波动。

## 3.3模型重训练一致性

多次随机初始化并重训练模型，检查性能是否稳定

# 4.类别分布的敏感性分析

* 类别权重调整:改变类别权重(如对不平衡数据集进行权重调整)观察模型性能变化。
* 类别移除测试:逐一移除某些类别，分析对模型整体性能的影响。

# 5.对训练数据的敏感性分析

## 5.1数据切分

Eg:在不同时间窗口、地理区域或子人群上训练模型，评估模型性能是否一致。

## 5.2重复抽样(Bootstrap)

通过多次随机抽样训练模型，观察指标分布是否稳定

注：整体分布变化分析

KL\_divergence、Direction\_consistency、Wasserstein Distance 或Total Variation可用于评估预测分布是否发生显著变化。









