HUAWEI

2.1 机器学习中的数据处理

目录

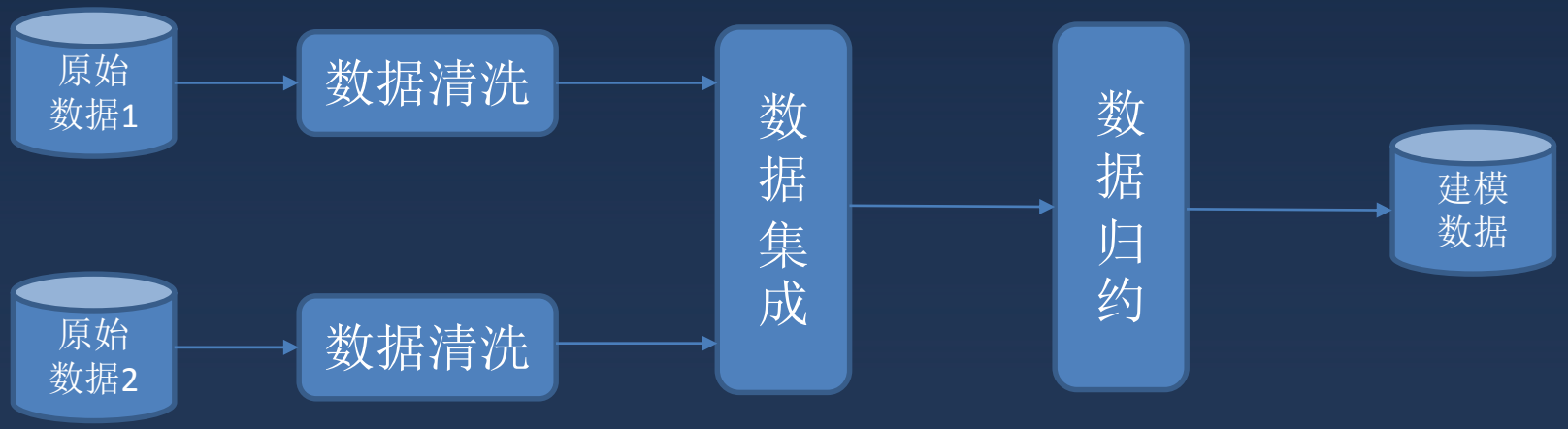
Contents

数据预处理的意义

机器学习建模需要高质量的数据：准确、完整、一致、时效、可信。

实际应用场景中的数据存在：不完整、不正确、含噪声。

一句略显夸张的话：数据处理3个月，建模5分钟



样本级数据处理

从样本的角度进行数据处理。主要是：样本选择、样本生成

样本选择：存在大量的无意义样本时（比如设备异常检测场景下的设备实时数据），需要对样本进行挑选，使得不同类型的样本达到均衡。

简单去重是指去掉几乎完全相同的样本（用阈值控制）；样本可视化是指将样本按特征显示出来，去掉变化规律几乎一致的样本；规则性去重是指设定一系列基于人工的先验规则，过滤样本，规则基于深厚的业务场景理解。

样本生成：样本缺失严重、样本对于连续性敏感时需要生成一部分的样本，目的是样本完整性。

统计值填充是指在某特征上按照统计量（均值、中位数、最大最小值）等进行缺失值填充；K最近邻填充是指用K个最近（时间上、空间上）的样本的均值进行样本生成、GAN生成是指采用GAN网络进行样本生成。

目录

Contents

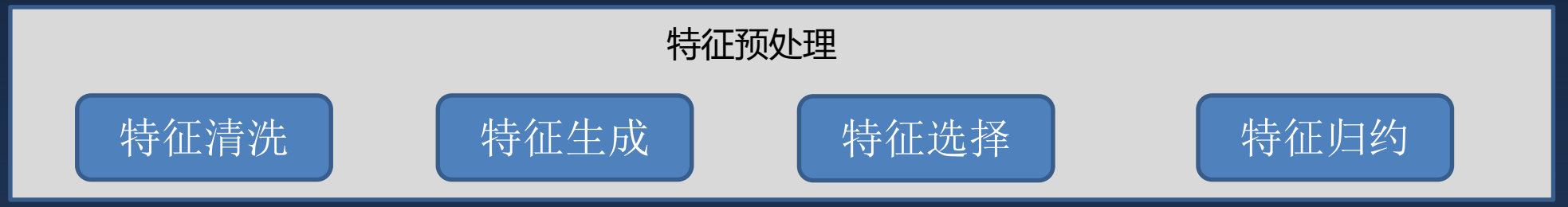
特征级数据处理的意义

特征处理本身的意义

特征是表征一个样本最重要的部分

特征是建模效果好坏的重要先行部分

特征级数据处理是数据预处理当中工作量占比最大的部分。



在长久的特征处理的战斗中形成了一系列的方法论，下面会逐个进行介绍。

1、特征清洗主要是进行特征上缺失值、异常值的处理

2、特征生成主要是进行特征的提取、组合、映射、

3、特征选择主要是进行特征间相关性的分析，进行特征的取舍

4、特征归约主要是将特征的表征（数据类型）进行一致性处理

特征清洗

特征清洗

忽略：在特征上设定规则忽略满足规则的特征值

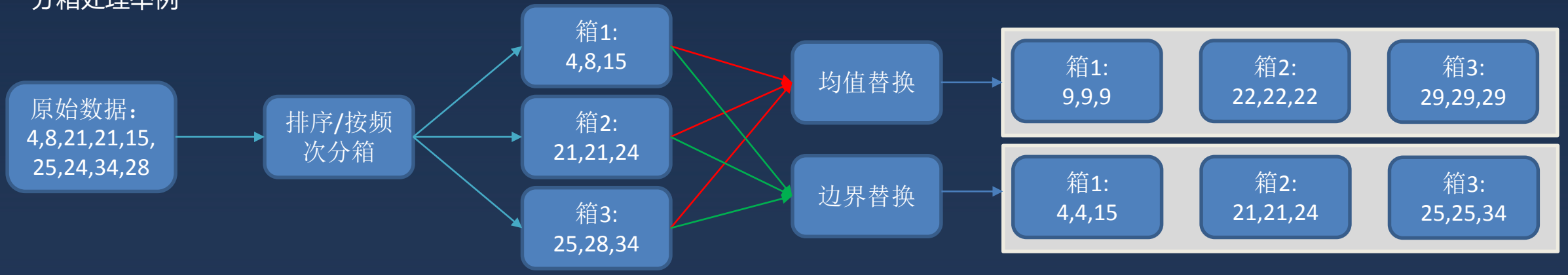
缺失值填充：使用特征上的全局统计量、K最近邻统计量进行缺失值填充

异常值处理：使用特征上的全局统计量、K最近邻统计量进行异常值的替换

分箱平滑：在特征上使用数据分箱，用每一个数据箱中的统计量代替特征本身的值

回归平滑：使用可视化的技术、回归技术在特征上使用一个函数来进行特征拟合，特征上的离群点用函数值替换

分箱处理举例



特征生成

特征生成

组合：多个特征按照一定规则形成新的特征，比如加和、相乘等

特征统计：在某个特征上采用一些统计量或者特殊的计算规则生成新的特征

特征移位：在时间相关的一些场景，可以将特征进行移位操作，比如周1的A特征和周2的B特征组合成为新的特征。

特征组合举例

原始特征<x_1，x_2，x_3>，组合特征<x_1x_2，x_2x_3，x_1x_3，x_1^2，x_2^2，x_3^2>

特征统计举例

原始特征<x_1>，将样本分片，统计特征<mean(x_1)，max(x_1)，min(x_1)，variance(x_1)，median(x_1)，...>

特征移位举例

原始数据

x1	x2	x3
1	0.11	123
2	0.23	456
3	0.45	789
4	0.67	1001

特征移位后数据

x1	x2	x3_new
1	0.11	456
2	0.23	789
3	0.45	1001
4	0.67	null

特征选择

特征选择：面对成百上千维的特征，大概率存在着与目标工作无关的特征，是冗余的，所以需要一些方法进行特征选择。

主成分分析：将n维特征经过principal compos analysis或PCA搜索k个最能代表数据信息的维度，在搜索、计算的过程中维度本身发生了改变，产生的是原始维度的映射，将映射后的特征进行重要性排序。

特征子集：当存在n个原始特征时，即有2^n个特征子集。在n个特征进行筛选时，可以使用统计显著性检验的方法、信息增益的方法、决策树的方法。

相关性分析：用于检验2个特征之间的相关性，主要指标有Pearson相关系数、Spearman相关系数、卡方检验等。

主成分分析步骤：

1、在每个特征上减去这个特征的平均值。2、计算数据集的协方差矩阵。3、计算协方差矩阵的特征值和特征向量。4、将特征值排序保留最大的N个特征值。5、将数据转换到特征向量构建的新空间中。

特征子集主要方法：

1、逐步向前，从空集开始，每一次添加当前特征集中最有价值的特征，特征价值来自于统计显著性检验、信息增益等。

2、逐步向后，从特征全集开始，每一次删除当前特征集中最没有价值的特征，特征价值来自于统计显著性检验、信息增益等。

3、决策树，构建一棵规定深度的决策树，将没有出现在树中的特征删除。

特征归约

特征归约：将特征划分到类似的空间当中，消除彼此度量差异造成的影响。

离散化：将连续型特征映射到一个类别当中，比如收入的具体数值映射为“高、中、低”

标准化：将所有的连续型特征都归约到同一个区间上。常用的区间是[-1，1]和[0，1]

光滑：与特征清洗类似，采用回归等技术去除特征上的噪声数据。

聚集：不关注每一条样本的特征信息，关注样本集分片后的特征信息，等同于在特征上分片。比如原始样本是日销售额，而建模可以只关注周销售额。

离散化方法：

1、等宽分箱（连续值的区间划分是宽度一致的）
2、等频分箱（连续值的划分是出现次数一致的）
3、聚类分箱（按照特征上聚类的结果进行分箱）
4、邻近分箱（在分类问题中选择跟自己最近的类别标签相同的值进行合并）

标准化方法：

1、最大最小值标准化
2、Z-score标准化
3、和值比例标准化

目录

Contents

集合级数据处理

What’ s 集合级数据处理，两个方面：

1、很多数据集是一个二维表，行是样本，列是特征，但是还有一些场景下的数据是一个样本就是一个二维表，将本来由一个二维表表示一个样本转换为一行数据表示一个样本。

2、当样本处理、特征处理完成之后，进入到建模阶段，需要考虑使用怎样的验证集和测试集去判定模型的好坏，涉及到样本集合的划分。

二维表→样本

1、将二维表分片

2、在每个分片上在原始每个特征上进行基于预先规则的计算，每个特征对应多个结果

3、每个分片变成了一行数据

4、二维表变成了多条行数据

训练数据划分

1、随机划分训练集、验证集和测试集

2、指定测试集，其余部分随机划分训练集和验证集

训练数据的划分方式需要根据具体的业务场景而定

Thank You.

华为云机器学习服务MLS
www.huaweicloud.com/product/mls.html