

基于弱学习器的查询规模预测 模型设计与调优

石依凡 2020202264

徐一宸 2020201432

内容目录

1 实验概述

1.1 任务要求

1.2 模型介绍

1.3 我们的工作

1.3.1 实验环境

1.3.2 架构说明

1.3.3 取得的结果

1.3.4 展望

2 具体实现

2.1 数据特征分析

2.2 编码实现

2.3 模型训练

3 调优与评估

4 总结与展望

参考文献

1 实验概述

1.1 任务要求

本实验需要针对给定的SQL查询和表特征，使用机器学习的方法，估算查询结果的规模（Cardinality）。SQL查询的训练集由 `train.csv` 文件给出，表特征由 `column_min_max_vals.csv` 文件给出，需要估算的测试集由 `test_without_label.csv` 文件给出。

测试集和训练集由逗号分隔值（CSV）格式给出。下面的SQL语句：

```
1 SELECT COUNT(*)
2 FROM Table_0 Alias_0, Table_1 Alias_1, ... # And Other Tables
3 WHERE Alias_k0.Column_t0 = Alias_k1.Column_t1 AND ... # And
   Other Join-Statements
4 AND Alias_r0.Column_s0 [op_0] Const_0 AND ... # And Other
   Condition Statements
```

等价于为下面的CSV行：

```
1 Table_0 Alias_0,Table_1 Alias_1...#
2 Alias_k0.Column_t0=Alias_k1.Column_t1...#
3 Alias_r0.Column_s0,[op_0],Const_0...#
4 result
```

例如： `SELECT COUNT(*) FROM movie_companies mc WHERE mc.company_type_id < 2`，结果是 1274246，用 `movie_companies mc##mc.company_type_id,<,2#1274246` 表示。

我们的目标就是由10000条测试数据训练机器学习模型，并给出2000条测试数据的规模预测值。评估损失函数为均方对数误差（MSLE）函数。

1.2 模型介绍

在本次作业中，我们采取的是XGBoost的模型。

XGBoost（极端梯度提升，Extreme Gradient Boosting）是一种基于决策树的集成机器学习算法，使用梯度上升框架，适用于分类和回归问题，并且主要用来解决有监督学习问题。集成学习，则是指构建多个分类器（弱分类器）对数据集进行预测，然后用某种策略将多个分类器预测的结果集成起来，作为最终预测结果。因此，集成学习很好的避免了单一学习模型带来的过拟合问题。XGBoost就是这样一种高效的机器学习算法，它通过构建弱学习器的集成，来提高模型的预测准确度。

XGBoost 具有以下优点：

1. 可以自动学习特征的重要性，并进行特征选择。
2. 具有高度的可扩展性，可以使用并行计算来提高训练速度。
3. 可以通过调整超参数来优化模型的性能。
4. 可以处理高维度和大规模的数据。

我们之所以使用XGBoost模型，同时也因为本次试验数据量较大，数据维数较多，相较于其他机器学习算法，XGBoost能够在SQL查询数据集中有着更好的表现，能够很好地预测查询的规模（Cardinality）。

综上，在本次实验中，我们选择XGBoost回归器（XGBoost Regressor）作为最终的机器学习模型。

1.3 我们的工作

1.3.1 实验环境

本次实验使用Jetbrains Pycharm集成开发平台，Python版本为Python 3.6.8。用到的软件包有：

- `scikit-learn`：用于划分训练集、验证集，指定损失函数
- `pandas`：用于数据框操作
- `numpy`：用作基本数据类型
- `math`：提供基本数学函数
- `xgb`：提供XGBoost框架

开发环境为：AMD Ryzen 9 7950X（32GB内存）。

1.3.2 架构说明

1. 对给出的表数据做数据预处理和数据分析，以便得知数据的大致分布和规模。
2. 对查询条件进行编码，得到编码后的向量组作为训练集，以便投入机器学习模型进行学习和迭代。
3. 选择一个效果相对较好的机器学习模型，使用模型进行训练，预测出测试集的结果
4. 对选定的模型进行参数调整，提升模型的的预测准确度。

1.3.3 取得的结果

在助教提供的测试网站上，我们取得了较好的效果，测试集的MSLE达到了1.0514347331312608。如下图所示：

Group8	1.0514347331312608
--------	--------------------

1.3.4 展望

在本次实验中，由于没有具体的数据，我们只能通过建模回归的方法来对给出的SQL查询条件进行规模预测。未来如果想要让预测的准确率更好，我们可以进一步改进编码模式，尝试更多的、与测试集数据更加匹配的机器学习、神经网络甚至深度学习模型，争取能够达到更好的表现，给用户更加良好的体验。

2 具体实现

2.1 数据特征分析

在对训练集、测试集做初步分析后，我们得出以下的结论：

- 待预测的自变量有且仅有三个组成信息：表信息、连接信息和条件信息。
- 一共有6个表出现在数据集中；
- 考虑到连接操作的实际意义，一共有5种有效的连接操作出现在数据集中；
- 一共有18种不同的数据列作为条件的一部分；
- 所有的条件都是值不相关的，也就是说条件的右值一定是常量。

2.2 编码实现

基于上述的数据集特征，我们分别对每一次查询的表信息、连接信息和条件信息进行编码，拼接形成最终的向量。这种方法类似于独热编码，有效地整合且结构化了原有查询的所有信息。如下所示：

$$Vec_{query}(q) = \text{join}\{\sigma_{table}(q), \sigma_{join}(q), \sigma_{condition}(q)\}$$

表信息的分向量共6维，维度 i 的值表示即第 i 张表是否存在于查询中：

$$\sigma_{table}(q)[i] := \text{Table}_i \in q$$

连接信息的分向量共5维，维度 i 的值表示即第 i 个连接条件是否存在于查询中：

$$\sigma_{join}(q)[i] := \text{Join}_i \in q$$

条件信息的分向量共36维，维度 $2i$ 和 $2i + 1$ 的经过标准化的值表示如下 ($0 \leq i \leq 17$)：

$$\begin{aligned}\sigma_{condition}(q)[2i] &:= \text{scaler}(\text{Condition}_i.lower_bound) \\ \sigma_{condition}(q)[2i + 1] &:= \text{scaler}(\text{Condition}_i.upper_bound) \\ \text{scaler}(x) &:= \frac{x - \text{minVal}}{\text{maxVal} - \text{minVal}}\end{aligned}$$

对于不存在的条件，向量值均为0。

2.3 模型训练

在具体实现上，我们主要用到了 `sklearn` 和 `xgb` 相关的模型：

```
1 from sklearn.model_selection import train_test_split
2 from sklearn.metrics import mean_squared_log_error,
  accuracy_score, mean_squared_error
3 from sklearn.model_selection import GridSearchCV
4 from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
5 from sklearn.preprocessing import StandardScaler
6 import xgboost as xgb
7 from xgboost import XGBRegressor, XGBClassifier
8 from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier,
  KNeighborsRegressor
9 from sklearn.ensemble import AdaBoostClassifier,
  AdaBoostRegressor
10 from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier,
  DecisionTreeRegressor
```

我们采用 `train_test_split` 来对训练集进行分割；采用 `mean_squared_log_error` 和 `accuracy_score` 来对验证集进行评分，从而判断在当前参数下模型的优秀程度；采用 `GridSearchCV` 进行参数调优。

在模型的选用上，我们对各种模型的分分类器和回归器都进行了测试，结果是显然的——本次实验更加适用于回归器。除了XGBoost模型之外，我们还尝试了KNN模型、AdaBoost模型以及决策树模型（Decision Tree），在对比之下，最后选择了相对更优的XGBoost模型。

我们通过多次对比实验，选取表现更好的XGBoost回归器作为最终的模型。然后在使用样本训练之后，预测出最终的测试结果，并通过 `pandas` 库输出至结果文件，提交至测评网站。

3 调优与评估

我们把整个训练集按照1 : 0.05的比例划分成更小的训练集 X_{train} 和验证集 $X_{validation}$ 。我们通过对验证集进行预测的结果就可以在本地来调整模型。

在调参过程中，我们着重关注的参数有以下这些：

XGBoost框架参数(General parameters):

- `n_estimators [default = 100]`
 - `n_estimators`则是非常重要的参数，它关系到我们XGBoost模型的复杂度。
 - 它代表了我们的决策树弱学习器的个数。这个参数对应sklearn GBDT的 `n_estimators`。
 - `n_estimators`太小，容易欠拟合，`n_estimators`太大，模型会过于复杂，需要选择一个适中的数值。
- `objective [回归default = reg:squarederror] [多分类default = multi:softmax]`
 - `objective`代表了我们要解决的问题是分类还是回归，或其他问题，以及对应的损失函数。

- 具体可以取的值很多，我们只关心在分类和回归的时候使用的参数。在回归问题中使用reg:squarederror，即MSE均方误差，多分类问题中使用multi:softmax。

XGBoost 弱学习器参数(Booster parameters):

- learning_rate [default = 0.3]
 - learning_rate控制每个弱学习器的权重缩减系数，和sklearn GBDT的learning_rate类似，较小的learning_rate意味着我们需要更多的弱学习器的迭代次数。
 - 通常我们用步长和迭代最大次数一起来决定算法的拟合效果。所以这两个参数n_estimators和learning_rate要一起调优才有效果。当然也可以先固定一个learning_rate，然后调完n_estimators，再调完其他所有参数后，最后再来重新调整learning_rate和n_estimators。
- max_depth [default = 6]
 - 控制树结构的深度，数据少或者特征少的时候可以不管这个值。
 - 如果模型样本量多，特征也多的情况下，需要限制这个最大深度，具体的取值一般要网格搜索调参。这个参数对应sklearn GBDT的max_depth。在训练深树时，XGBoost会大量消耗内存。
- gamma [default = 0]
 - XGBoost的决策树分裂所带来的损失减小阈值。

针对参数调优，我们采用网格搜索和交叉验证（GridSearchCV）的方法，即在指定的参数范围内，按步长依次调整参数，利用调整的参数训练学习器，从所有的参数中找到在验证集上精度最高的参数，是一个训练和比较的过程。 k 折交叉验证将所有数据集分成 k 份，不重复地每次取其中一份做测试集，用其余 $k - 1$ 份做训练集训练模型，之后计算该模型在测试集上的得分，将 k 次的得分取平均得到最后的得分。GridSearchCV可以保证在指定的参数范围内找到精度最高的参数。

```
1 # xgboost 调参
2 # cv_params = {'n_estimators': [500,600,700,800]} #800 is the best
3 # cv_params = {'max_depth': [4,5,6,7,8,9], 'min_child_weight': [1,2,3,4,5,6]} #9,4 is the best
4 # cv_params = {'gamma': [0,0.1,0.2,0.3,0.4,0.5,0.6,0.7]} #0 is the best
5 # cv_params = {'subsample': [0.6, 0.7, 0.9, 0.9], 'colsample_bytree': [0.6, 0.7, 0.9, 0.9]} #both 0.9 is the best
6
7 cv_params = {'learning_rate': [0.2,0.25,0.3,0.5]} #0.05 is the best
8 other_params = {'n_estimators':1000,'learning_rate': 0.2}
9 model = XGBRegressor(**other_params)
10
```

```

11 optimized_GBM = GridSearchCV(estimator=model,
    param_grid=cv_params, scoring='r2', cv=5, verbose=1, n_jobs=4)
12 optimized_GBM.fit(X_train, Y_train)
13 evaluate_result = optimized_GBM.cv_results_['mean_test_score']
14 print('Each iteration result: {0}'.format(evaluate_result))
15 print('The best argument values:
    {0}'.format(optimized_GBM.best_params_))
16 print('The best model score:
    {0}'.format(optimized_GBM.best_score_))

```

我们每次选择不同的参数或者参数组合，输入到 `sklearn` 提供的 `GridSearchCV` 函数中，并得到局部的参数最优解。

序号	n_estimators	learning_rate	MSLE
1	447	0.08	1.070
2	447	0.18	1.052
3	447	0.28	1.118
4	457	0.08	1.070
5	457	0.18	1.051
6	457	0.28	1.118
7	467	0.08	1.070
8	467	0.18	1.052
9	467	0.28	1.118

上表是部分我们尝试不同参数下的损失结果。对比之后，最终我们形成的相对最优模型如下所示：

```

1 model = XGBRegressor(n_estimators=457, learning_rate=0.18,
    max_depth=5, gamma=0.2)

```

4 总结与展望

参考文献

