

数据挖掘第二次项目

并行决策树集成

陈铭涛
16340024

June 14, 2019

1 CART 算法

决策树是一种树结构，每一个非叶子节点表示一个对一个特征的分裂，叶子节点存放了分类问题中的类别和回归问题中的数值。其对样本进行预测的方法是从根节点开始，根据每一个分支节点的特征属性，决定输出方向直到到达叶子节点，将叶子节点的数值作为输出值。

决策树的优点为决策过程较为容易令人理解，可解释性强。决策树的构造方法包括了 ID3, C4.5 等算法，在本次项目中主要实现的是 CART 算法。

CART 包含了分类决策树和回归决策树的算法，本次实现了其中的回归树算法。CART 构造出的决策树为一棵二叉树。对于分类问题，CART 算法通过 Gini Index 来计算数据集的纯度，以决定一个节点的分裂，其公式如下：

假设样本集合 D 中第 k 类样本比例为 $p_k (k = 1, 2 \dots |N|)$,

$$Gini(D) = 1 - \sum_{k=1}^{|N|} p_k^2 \quad (1)$$

$Gini(D)$ 反映了从 D 中随机抽取两个样本其类别不同的概率，越小则代表样本纯度越高。对于属性集合 A 上的属性 a ，将所有 D 上取值为 a^v 的样本记为 D^v ，则 a 上的 Gini Index 为：

$$Gini(D, a) = \sum_{v=1}^{|V|} \frac{|D^v|}{|D|} Gini(D^v) \quad (2)$$

选择 A 中的划分点即为

$$a_* = \arg \min_{a \in A} Gini(D, a) \quad (3)$$

当要解决的问题是回归问题时，假设样本集合 D 中第 i 个样本的标签为 y_i ，则最小化的目标为回归标签的平方误差和，即

$$SSE(D) = \sum_{i=1}^{|N|} (y_i - \bar{y})^2 \quad (4)$$

对于在属性 a 上的 v 值分裂的节点，设其左子树和右子树上的样本集合分别为 D^L, D^R ，则其平方误差和为：

$$SSE(D, a, v) = SSE(D^L) + SSE(D^R) \quad (5)$$

则对于属性 a 上的划分点的选择为：

$$a_* = \arg \min_{a \in A, v \in V} SSE(D, a, v) \quad (6)$$

CART 算法进行决策树构建的方法如下：

Algorithm 1: CART 决策树构建

Result: 分类决策树或回归决策树
 从深度为 0 开始构建；
 对各连续特征列进行排序；
while 未达到终止条件 **do**
 if 特征为连续特征 **then**
 从排序好的特征列中对每一个取值进行评判标准的计算；
 选取令评判标准最小的取值作为分裂点；
 else if 特征为类别特征 **then**
 从样本中选取令评判标准最小的类别进行分裂；
 根据分裂点创建新的决策树节点
end

其中的终止条件如下：

1. 若节点中的所有样本的标签值均相同
2. 若树的深度已达到用户定义的MaxDepth数值
3. 若节点的样本数少于用户定义的MinSamplesSplit数值
4. 若节点的分裂生成的子节点样本数少于用户定义的MinSamplesLeaf数值

在实现中，由于本次项目的数据特征均为连续特征，只实现了在连续特征下的回归决策树构建。

由于对于连续变量的特征， $|V|$ 可能是一个较大的数值，此时对连续变量的每一个不同值进行扫描的计算代价非常大，因此实现中添加了MaxBin参数，在寻找分裂点时程序将会将特征列分为对应的段数，每段仅测试一个分裂点。将该参数调大可以提升训练结果，但是会增加训练时间。

2 Gradient Boosting

使用的损失函数为均方误差：

$$L = \frac{1}{N} \sum_{u=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i) \quad (7)$$

3 Random Forest

4 代码实现

出于内存、速度和并行化实现的考虑，本次项目选择了使用 Rust 语言实现，原因是 Rust 的 RAII 机制使得资源可以及时地释放，提升内存利用率；由编译器提供的静态检查可以避免多线程时线程不安全的情况，降低 debug 难度；作为通过 LLVM 后端编译为机器代码的静态语言 Rust 可以在相同的实现下获得比 Python 等语言更高的速度。使用的编译器版本为 `rustc 1.35.0`。

程序实现中使用的第三方库如下：

1. rayon: 提供基于迭代器的便捷地编写并行代码的方法
2. rand: 提供随机数生成
3. csv: 提供对 csv 文件的读取
4. indicatif: 提供命令行进度条实现
5. ndarray: 提供类似 numpy 的多维数组的操作
6. num-traits: 提供数值类型上的一些实用方法，如最大最小值等
7. log: 程序日志
8. pretty_env_logger: 程序日志输出
9. num_cpus: 获取系统 CPU 核心数量
10. serde: 提供将结构体变量序列化的功能
11. serde_json: 用于以 json 格式将序列化后的模型变量保存至文件

项目中包括的主要代码文件如下

- data_frame.rs: 使用一个二维的 `ndarray` 作为程序使用的 `DataFrame` 类型，并定义了类型别名 `V` 作为全局的数据存储类型，可设为 `f64` 或 `f32`，此外还包含了 csv 文件读写等其他实用函数
- learner.rs: 定义了一个 `Learner` trait，包括了类似于 sklearn 的 `fit` 和 `predict` 两个方法，决策树，Boosting 和 Random Forest 都需实现该 trait。
- tree.rs: 包括了 `DecisionTree` 类型，实现了 CART 算法，可对单个决策树进行训练和预测。
- boosting.rs: 包括了 `GradientBoosting` 类型的定义与训练和预测的实现。
- random_forest.rs: 包括了 `RandomForest` 类型的定义与训练和预测的实现。
- utils 目录: 包括了数个实用功能，如获取数据列排序序列，交叉验证，模型分数计算等。

bin 目录下的包含 main 函数的代码文件如下：

- `boost_cv.rs`: 使用 GDBT 进行交叉验证
- `boost_predict.rs`: 使用 GDBT 进行训练并输出在测试集上的预测结果
- `cv.rs`: 使用单棵决策树进行交叉验证
- `parallel_performance.rs`: 接收一个命令行整数作为程序最多使用的线程数，进行一次单棵决策树的训练，用于测试并行化的效率
- `predict.rs`: 使用单棵决策树进行训练并输出测试集预测结果
- `rf_cv.rs`: 使用随机森林进行交叉验证
- `rf_predict.rs`: 使用随机森林进行训练并输出测试集预测结果

程序运行前需将训练数据放置在项目上层目录下的 `data` 文件夹下。

运行任一 `bin` 目录下的代码的方法为在项目目录下执行命令(*nix 系统下),其中`EMTM_LOG=info`的作用是使程序将日志输出到命令行:

```
EMTM_LOG=info cargo run --release --bin {EXEC_NAME}
```

所有代码都需在 `release` 模式下进行编译，否则速度可能会有 20 到 100 倍的减慢。

5 并行化表现

由于并行化的实现主要位于单棵决策树的训练中，对于并行化表现的测试主要针对单棵决策树的训练与预测。

在命令行下使用如下命令测试了从单线程到 12 线程下对单棵决策树训练时的时间:

```
for ((i = 1; i<=12;i++)) cargo run --release --bin parallel_performance $i
>>../threads_performance.txt
```

将获得的训练速度相对单线程下训练速度的提升数据进行绘图如下:

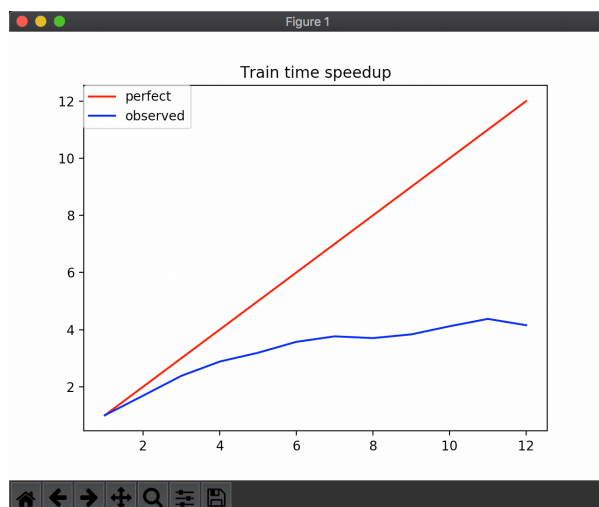


Figure 1: 并行训练速度提升情况

预测速度的数据进行绘图如下：

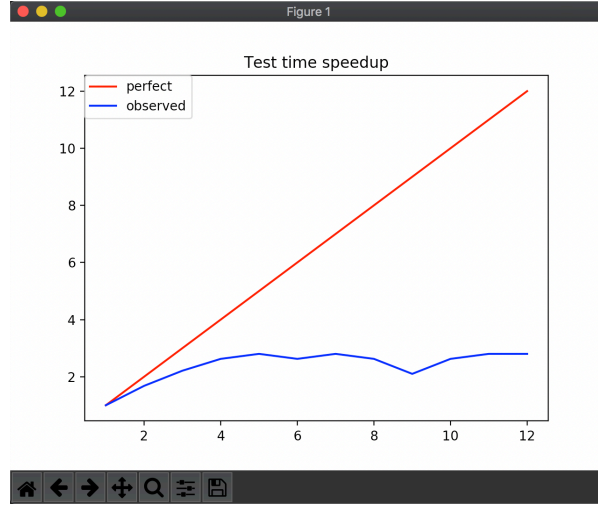


Figure 2: 并行预测速度提升情况

可见当线程数提升到一定程度下对训练速度的提升大约收敛在 4 倍，而对预测速度的提升不大。

6 验证

以下程序测试均在一台搭载 6 核 12 线程 CPU，运行 macOS 系统的笔记本电脑上运行。

验证的标准为 R^2 ，其计算方法如下：

$$\begin{aligned}
 \bar{y} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i, \\
 SS_{tot} &= \sum_i (y_i - \bar{y})^2, \\
 SS_{res} &= \sum_i (y_i - f_i)^2, \\
 R^2 &= 1 - \frac{SS_{res}}{SS_{tot}}
 \end{aligned} \tag{8}$$

其中 y_i 为第 i 个样本的实际观察值， f_i 为第 i 个样本的模型预测值。 R^2 的取值通常在 0 与 1 之间，越接近 1 代表预测值与真实值匹配程度越高。

使用 **LightGBM** [1] 构建一个模型运行 3 折交叉验证进行对比：

```
In [6]: run_cross_validation(trains, labels, lgb.LGBMRegressor, params)

fit_time: [24.27433276 22.56340122 23.01793098]
Average fit_time: 23.285222
score_time: [10.66991425 9.20692468 8.52207994]
Average score_time: 9.466306
test_mse: [-0.33291203 -0.33487001 -0.34085721]
Average test_mse: -0.336213
train_mse: [-0.33630982 -0.33519583 -0.33240139]
Average train_mse: -0.334636
test_r2: [0.156102 0.15480654 0.15376245]
Average test_r2: 0.154890
train_r2: [0.15816958 0.15915648 0.15922097]
Average train_r2: 0.158849
```

Figure 3: LightGBM 交叉验证结果

对单棵决策树进行交叉验证获得的结果如下：

在训练集上获得的平均 R^2 分数为 0.14947528261278345

在验证集上获得的平均 R^2 分数为 0.143995380629807

训练时间平均为 682423 ms.

```
Finished release [optimized + debuginfo] target(s) in 0.84s
Running `target/release/cv`
INFO cv > Train data shape: [10000004, 13]
INFO cv > Label data shape: [1, 10000004]
INFO cv > Load time: 6919ms
INFO ensembles_rs::utils::cross_validate > train time: 712503, predict time: 295
INFO ensembles_rs::utils::cross_validate > train: 0.14879519294338295, validation: 0.144
71150292761092
INFO ensembles_rs::utils::cross_validate > train time: 658188, predict time: 254
INFO ensembles_rs::utils::cross_validate > train: 0.1489242194641912, validation: 0.1453
8125132877167
INFO ensembles_rs::utils::cross_validate > train time: 676580, predict time: 341
INFO ensembles_rs::utils::cross_validate > train: 0.15070643543077622, validation: 0.141
89338763303838
CrossValidateScore { train_time: [712503, 658188, 676580], predict_time: [295, 254, 341],
train_score: [0.14879519294338295, 0.1489242194641912, 0.15070643543077622], validation_sc
ore: [0.14471150292761092, 0.14538125132877167, 0.14189338763303838] }
```

Figure 4: 单棵决策树训练交叉验证结果

使用 Gradient Boosting 训练 150 步，设置单棵树最大生长至 2 层，进行交叉验证获得的结果如下：

在训练集上获得的平均 R^2 分数为 0.14595633826167811

在验证集上获得的平均 R^2 分数为 0.14329480642795986

训练时间平均为 223031 ms.

```
lr: 0.13
INFO ensembles_rs::boosting > lr 0.12 at step 149.
INFO ensembles_rs::boosting > Pred Score: 0.14566673131840036
lr: 0.12
INFO ensembles_rs::utils::cross_validate > train time: 217482, predict time: 767
INFO ensembles_rs::utils::cross_validate > train: 0.14566673131840036, validation: 0.1455456685234573
CrossValidateScore { train_time: [220638, 230975, 217482], predict_time: [1013, 819, 767],
  train_score: [0.147332346601316, 0.14486993686531802, 0.14566673131840036], validation_score: [0.1384225183769906, 0.14591623238343165, 0.1455456685234573] }
```

Figure 5: GBDT 训练交叉验证结果

使用 Random Forest 训练，决策树数量为 150，不限制决策树生长深度，进行交叉验证获得的结果如下：

在训练集上获得的平均 R^2 分数为 0.15712251333333332

在验证集上获得的平均 R^2 分数为 0.15363599666666664

训练时间平均为 1355728 ms.

```
2019-06-03 12:27:33 INFO ensembles_rs::random_forest > score at step 98: 0.09041327
2019-06-03 12:27:44 INFO ensembles_rs::random_forest > score at step 99: 0.10266656
2019-06-03 12:28:00 INFO ensembles_rs::utils::cross_validate > train time: 1441653, predict time: 5298
2019-06-03 12:28:00 INFO ensembles_rs::utils::cross_validate > train: 0.15630662, validation: 0.1556645
CrossValidateScore { train_time: [1403810, 1221723, 1441653], predict_time: [5083, 4956, 5298], train_score: [0.15816838, 0.15689254, 0.15630662], validation_score: [0.15134245, 0.15390104, 0.1556645] }
```

Figure 6: 随机森林训练交叉验证结果

四个训练中使用取样工具查看内存占用值分别如下：

1. LightGBM: 5.2G

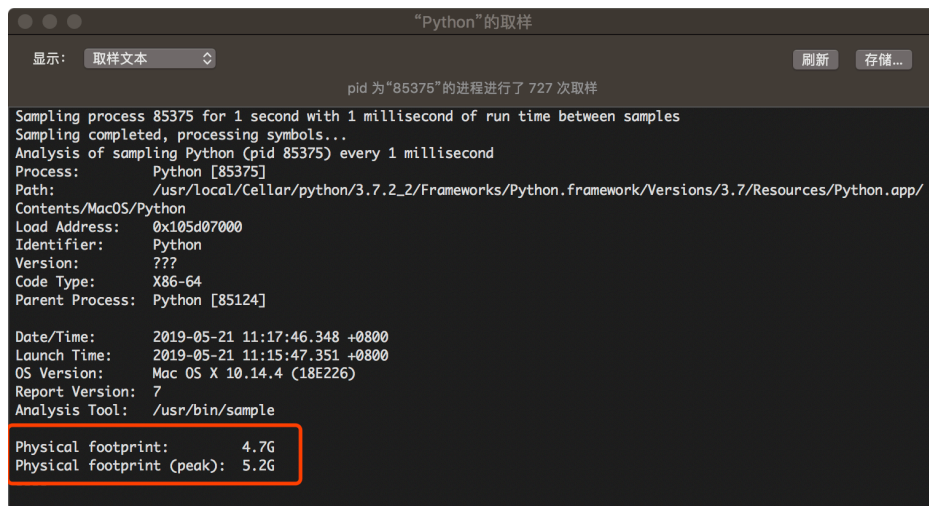


Figure 7: LightGBM 内存占用

2. 单决策树: 3.2G

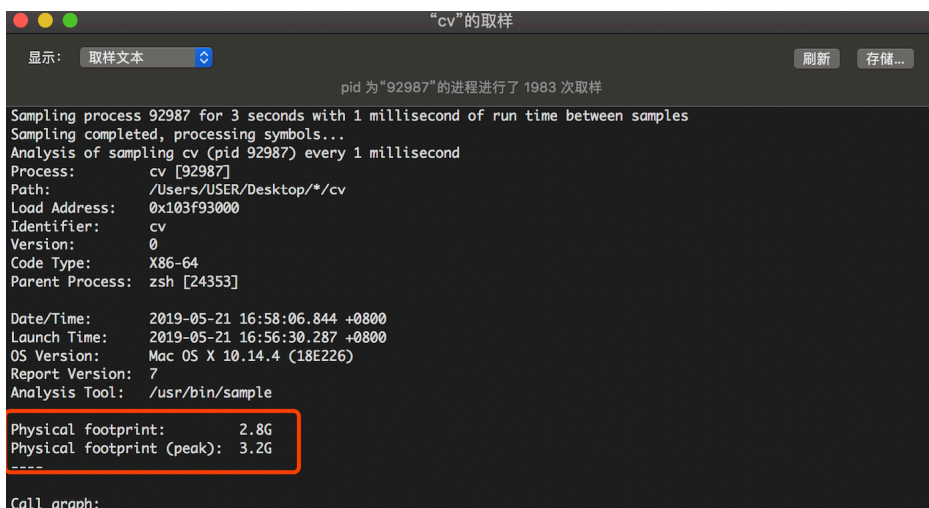


Figure 8: 单棵决策树训练内存占用

3. Gradient Boosting: 3.4G

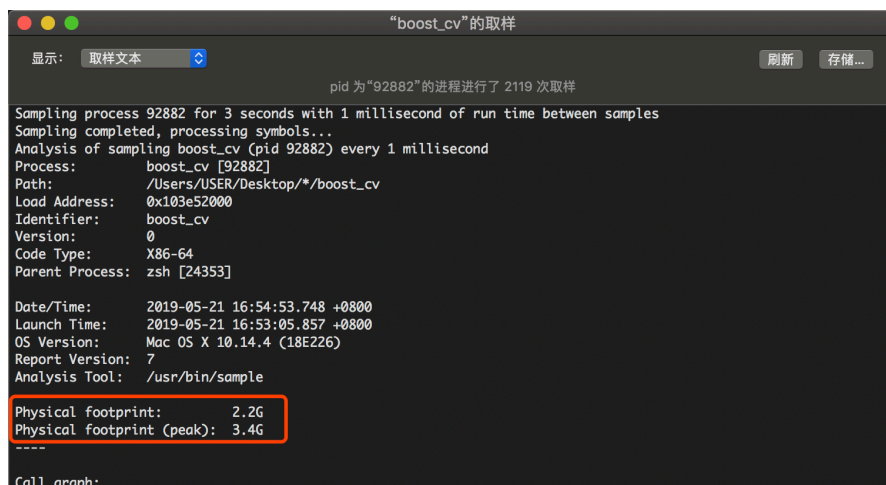


Figure 9: Gradient Boosting 训练内存占用

4. Random Forest: 1.6G

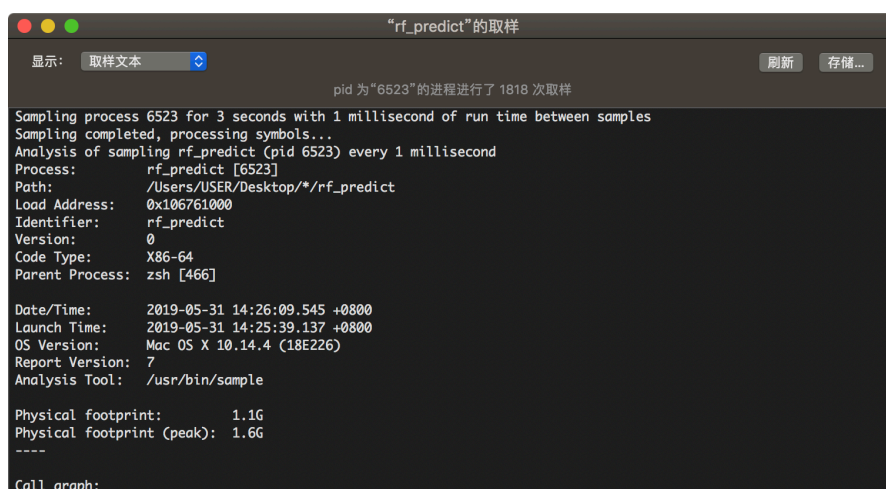


Figure 10: Random Forest 训练内存占用

7 Kaggle 分数

使用单棵决策树训练至 10 层后提交至 Kaggle 获得的分数为 0.16087:

Submission and Description	Public Score	Use for Final Score
decision-tree-10.csv 2 hours ago by Miguel Chan add submission details	0.16087	<input type="checkbox"/>

Figure 11: 单棵决策树分数

使用 Gradient Boosting, Learning Rate 固定为 0.25, 基学习器最大训练至 3 层, 训练步数为 400 时的分数为 0.16957:

GBDT-400-3-6-400-0.25-0.25.csv

17 hours ago by [Miguel Chan](#)

[add submission details](#)

0.16957

Figure 12: lr=0.25, GBDT

使用 Random Forest, 不限制单棵决策树生长, 使用决策树总数为 350, 时的分数为 0.17210:

RF.csv

4 days ago by [Miguel Chan](#)

[add submission details](#)

0.17210



Figure 13: 随机森林

References

- [1] Guolin Ke, Qi Meng, Thomas Finley, Taifeng Wang, Wei Chen, Weidong Ma, Qiwei Ye, and Tie-Yan Liu. Lightgbm: A highly efficient gradient boosting decision tree. In I. Guyon, U. V. Luxburg, S. Bengio, H. Wallach, R. Fergus, S. Vishwanathan, and R. Garnett, editors, *Advances in Neural Information Processing Systems 30*, pages 3146–3154. Curran Associates, Inc., 2017.