

机器学习 (http://lib.csdn.net/base/machinelearning) - 资源汇总 (http://lib.csdn.net/machinelearning/node/23) - 案例分析 (http://lib.csdn.net/machinelearning/knowledge/54)

② 2833 **②** 0

王小草【机器学习】笔记--提升之XGBoost工具的应用

作者:sinat_33761963 (http://my.csdn.net/sinat_33761963)

笔记整理时间:2016年12月29日

整理者:王小草

欢迎关注:

王小草的FM喜马拉雅主播频道:搜索账号名"好吧我真的叫王草"

王小草的个人微信公众号: bigdataML

王小草的CSDN博客地址:http://my.csdn.net/sinat_33761963 (http://my.csdn.net/sinat_33761963)

2016年的最后第三天,终于有阳光,连续一个月的咳嗽终于见好。

这是及其忙碌的一年,忙着适应从学校到社会的血腥,忙着在车水马龙的竞争里立足安身,忙着屈服于又抗争于的 生活。

在整理"提升"算法的笔记时,我想每年的自己多像一个基函数,在梯度里不断塑造下一个更好的自己,直到实现目标函数最优才停止迭代。而生活不像函数,至少在百年之前,都不愿停止寻找更优。

1. XGBoost介绍

XGBoost的作者是华盛顿大学陈天奇。

XGBoost是使用梯度提升框架实现的高效,灵活,可移植的机器学习库。它的全称是eXtreme Gradient Boosting,是GDBT的一个C++实现。它将树的生成并行完成,从而提高学习速度。

一般而言,XGBoost的速度和性能优于sklearn.ensemble.GradientBoostingClassifer类。

XGBoost提供了python接口,它在机器学习的竞赛仲纷纷表现出来优异的成绩,其他学者封装了R和Julia等接口。

XGBoost的官网:

https://xgboost.readthedocs.io/en/latest/ (https://xgboost.readthedocs.io/en/latest/)

github上代码的地址:

https://github.com/dmlc/xgboost/ (https://github.com/dmlc/xgboost/)

2. Ubantu安装XGBoost

在各种系统上的安装官网上有详细介绍:

https://xgboost.readthedocs.io/en/latest/build.html (https://xgboost.readthedocs.io/en/latest/build.html)

因为我平时学习与工作环境都是在ubantu上的,本文主要介绍ubantu系统安装XGBoost。

非常简单,就两个命令:

第一步:在github上把XGBoost工程克隆到本地计算机上,可以创建一个专门的目录,然后进入这个目录运行以下命令:

1 git clone --recursive https://github.com/dmlc/xgboost

根据网络的好坏,下载需要一点点时间,我大概是花了5分钟。

第二步:进入工程,然后编译。

```
1 cd xgboost
2 make -j4
```

编译的过程大概不到1分钟吧。

编译成功的画面:

```
a - build/tree/updater_refresh.o
a - build/tree/updater_sync.o
a - build/tree/updater_skmaker.o
a - build/tree/updater_colmaker.o
a - build/tree/tree_model.o
a - build/gbm/gbtree.o
a - build/gbm/gblinear.o
a - build/gbm/gbm.o
a - build/c_api/c_api.o
a - build/c_api/c_api_error.o
cc@cc-910S3K-9310SK-910S3P-911S3K:~/PycharmProjects/xgboost$
```

注意:

我机子上有2个python版本,一个是安装anoconda中带着的python,一个是我自己下载python来单独安装的。我的系统默认的是后者,所以以上安装的XGBoost是安装在默认的python中的。

现在我打开pycharm,输入import xgboost as xgb,并没有红色波浪线的报错,表示可以成功使用了!

3.XGBoost实践

安装好了之后,我们来尝试着学习与使用这个工具。以下介绍一些从简到繁的案例。

3.1 官网get start小案例

官方文档分别给出了4中语言的小例子,这里只讲解python的。

样本数据说明:

读取的数据是工程里自带的数据,在工程目录下的/demo/data/文件夹下。打开数据文件,格式是这样的:

1 3:1 10:1 11:1 21:1 30:1 34:1 36:1 40:1 41:1 53:1 58:1 65:1 69:1 77:1 86:1 88:1 92:1 95:1 0 3:1 10:1 20:1 21:1 23:1 34:1 36:1 39:1 41:1 53:1 56:1 65:1 69:1 77:1 86:1 88:1 92:1 95:1 0 1:1 10:1 19:1 21:1 24:1 34:1 36:1 39:1 42:1 53:1 56:1 65:1 69:1 77:1 86:1 88:1 92:1 95:1 1 3:1 9:1 19:1 21:1 30:1 34:1 36:1 40:1 42:1 53:1 58:1 65:1 69:1 77:1 86:1 88:1 92:1 95:1 0 3:1 10:1 14:1 22:1 29:1 34:1 37:1 39:1 41:1 54:1 58:1 65:1 69:1 77:1 86:1 88:1 92:1 95:1 每一行是一个观测样本,第一列是label,后面的列都是特征,一个特征由特征的索引,冒号,特征值组成,列与列之间是用空格隔开的。

在某样本点中没有出现的特征索引,说明该处特征值维0,也就是说,整个数据是一个稀疏的矩阵,所以只存储不为0的数据。

数据读取说明:

直接将path传入xgb.DMtrix()中,会将数据变成DMtrix的格式,这是一个XGBoost自己定义的数据格式(就像numpy中有ndarray, pandas中有dataframe数据格式一样)。这个格式会将第一列作为label,其余的作为features。

参数说明:

模型中可以传入一些列参数,在训练之前,先把这些参数以map的形式定义好。参数有很多,下面的例子中是最基本的。

每个参数的意义在代码中都有注释,再此不赘述。

```
# /usr/bin/python
   # -*- encoding:utf-8 -*-
2
 3
   import xgboost as xgb
 4
 5
   # 读取数据
   dtrain = xgb.DMatrix('/home/cc/PycharmProjects/xgboost/demo/data/agaricus.txt.trai
   dtest = xgb.DMatrix('/home/cc/PycharmProjects/xgboost/demo/data/agaricus.txt.test'
 9
   # 设置参数,参数的格式用map的形式存储
10
   param = {'max_depth': 2,
                                          # 树的最大深度
11
                                          # 一个防止过拟合的参数,默认0.3
            'eta': 1,
12
                                         # 打印信息的繁简指标,1表示简, 0表示繁
            'silent': 1,
13
            'objective': 'binary:logistic'} # 使用的模型,分类的数目
14
15
16
   num_round = 2 # 迭代的次数
17
   # 看板,每次迭代都可以在控制台打印出训练集与测试集的损失
18
   watchlist = [(dtest, 'eval'), (dtrain, 'train')]
19
20
   # 训练模型
21
22
   bst = xgb.train(param, dtrain, num_round, evals=watchlist)
23
   # 做预测
24
   preds = bst.predict(dtest)
25
26
27 # 打印结果
28 y_hat = preds
29 y = dtest.get_label()
   print y_hat
30
31
   print y
32
33 error_count = sum(y != (y_hat > 0.5))
```

```
34 error_rate = float(error_count) / len(y_hat)
35 print "样本总数:\t", len(y_hat)
36 print "错误数目:\t%4d" % error_count
37 print "错误率:\t%.2f%%" % (100 * error_rate)
```

来看看上面代码的输出:

3.2 自定义基函数与损失

在做提升的时候我们一般选取决策树这样的弱预测器来作为基函数,也可以使用逻辑回归。逻辑回归其实本身是一个强分类器,提升强分类器不一定会有更好的表现,但也具体问题具体分析。这个基函数f其实是可以根据实际需求来调整的,当然也可以自己构造。

下面的案例中我们不适用XGBboost自带的基函数,而是自己定义基函数,然后再传入模型中训练。

```
# /usr/bin/python
   # -*- encoding:utf-8 -*-
2
 3
   import xgboost as xgb
 4
   import numpy as np
6
7
   # 定义f: theta * x
8
   def log_reg(y_hat, y):
       p = 1.0 / (1.0 + np.exp(-y_hat))
10
       g = p - y.get_label()
11
       h = p * (1.0-p)
12
       return g, h
13
14
15
16
   # 定义误差率
   def error(y_hat, y):
17
       return 'error', float(sum(y.get_label() != (y_hat > 0.0))) / len(y_hat)
18
19
20
   if __name__ == "__main__":
21
       # 读取数据
22
       dtrain = xgb.DMatrix('/home/cc/PycharmProjects/xgboost/demo/data/agaricus.txt.
23
       dtest = xgb.DMatrix('/home/cc/PycharmProjects/xgboost/demo/data/agaricus.txt.t
24
25
       # 设置参数,参数的格式用map的形式存储
26
       param = {'max_depth': 2, # 树的最大深度
27
                'eta': 1, # 一个防止过拟合的参数,默认0.3
28
                'silent': 1} # 打印信息的繁简指标,1表示简, 0表示繁
29
30
       num_round = 2 # 迭代的次数
31
32
       # 看板,每次迭代都可以在控制台打印出训练集与测试集的损失
33
```

```
watchlist = [(dtest, 'eval'), (dtrain, 'train')]
34
35
       # 训练模型
36
        bst = xqb.train(param, dtrain, num_round, evals=watchlist, obj=log_req, feval=
37
38
       # 计算错误率
39
       y_hat = bst.predict(dtest)
40
       v = dtest.get label()
41
        print y_hat
42
43
        print y
44
       error = sum(y != (y hat > 0))
       error_rate = float(error) / len(y_hat)
45
       print '样本总数:\t', len(y_hat)
46
       print '错误数目:\t%4d' % error
47
       print '错误率:\t%.2f%%' % (100 * error rate)
48
```

打印的结果:

```
[14:53:48] 6513x127 matrix with 143286 entries loaded from /home/cc/PycharmProjects/xgboos [14:53:48] 1611x127 matrix with 35442 entries loaded from /home/cc/PycharmProjects/xgboost [0] eval-error:0.042831 train-error:0.046522 [1] eval-error:0.021726 train-error:0.022263 [-1.04997814 2.57504988 -1.04997814 ..., 2.57504988 -3.01916885 2.57504988] [ 0. 1. 0. ..., 1. 0. 1.] 样本总数: 1611 错误数目: 35 错误率: 2.17%
```

显然,模型并不可观,仍然有35个错误的样本点。于是我们需要去调整参数优化模型,比如,将迭代的次数改成 3,其他的不变,输出的结果如下,错误率降低到了0.62% [14:54:55] 6513x127 matrix with 143286 entries loaded from /home/cc/PycharmProjects/xgboost [14:54:55] 1611x127 matrix with 35442 entries loaded from /home/cc/PycharmProjects/xgboost [0] eval-error:0.042831 train-error:0.046522 [1] eval-error:0.021726 train-error:0.022263 [2] eval-error:0.006207 train-error:0.007063 [-1.83141637 1.79361176 -1.83141637 ..., 3.24044585 -3.8006072 3.24044585] [0. 1. 0. ..., 1. 0. 1.] 样本总数: 1611 错误数目: 10 错误率: 0.62% Process finished with exit code 0

再比如,其他不变,只将最大深度max_depth改称3,结果如下,亮瞎眼睛,测试集的误差居然为0了!

[14:57:11] 6513x127 matrix with 143286 entries loaded from /home/cc/PycharmProjects/xgboos [14:57:11] 1611x127 matrix with 35442 entries loaded from /home/cc/PycharmProjects/xgboost [0] eval-error:0.016139 train-error:0.014433 [1] eval-error:0 train-error:0.001228 [-3.03464127 3.02548742 -3.03464127 ..., 3.02548742 -3.26926422 3.02548742] [0. 1. 0. ..., 1. 0. 1.] 样本总数: 1611 错误数目: 0 错误率: 0.00%

3.3 softmax多分类问题

下面案例介绍一个用sofmax做多分类的问题。还是使用那个家喻户晓的iris数据集,通过一系列特征去预测花的种类,总共有3类。

看一眼数据集的格式是酱紫的,总共有5列,前4列是4个特征,最后一列是label。

可见这个Label是string类型,在输入的模型前,我们需要把它转换成数字作为标识。

5.1,3.5,1.4,0.2,Iris-setosa 4.9,3.0,1.4,0.2,Iris-setosa 7.0,3.2,4.7,1.4,Iris-versicolor 6.4,3.2,4.5,1.5,Iris-versicolor 6.3,3.3,6.0,2.5,Iris-virginica 5.8,2.7,5.1,1.9,Iris-virginica

完整代码:

自己写了一个方法iris_type,目的是将string类型的花名,转换成Float类型的数字标识。

与前面的案例不同,这次我们需要自己去分训练集与测试集,可直接调用方法train_test_split即可。

另外一点与以上案例不同的是系数中'silent'设置为0,表示打印出更多信息,在下面输出的结果中,后面的一大段信息就是这个导致的。

另外,案例中还调用了逻辑回归模型来做对比,发现正确率低于前者。

```
# /usr/bin/python
   # -*- encoding:utf-8 -*-
2
3
   import xgboost as xgb
4
   import numpy as np
   from sklearn.cross_validation import train_test_split
7
8
   def iris_type(s):
       it = {'Iris-setosa': 0, 'Iris-versicolor': 1, 'Iris-virginica': 2}
10
       return it[s]
11
12
13
   if __name__ == "__main__":
14
       # 读数据
15
       path = "/home/cc/下载/深度学习笔记/提升/8.数据/4.iris.data"
16
       data = np.loadtxt(path, dtype=float, delimiter=',', converters={4: iris_type})
17
18
       # 将数据集拆分成feature与label两部分
19
       x, y = np.split(data, (4, ), axis=1)
20
21
       # 将特征与标签数据分别拆分成训练集与测试集
22
       x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(x, y, random_state=1, test
23
24
       # 将训练集与测试集变成DMtrix的数据格式
25
       train = xgb.DMatrix(x_train, label=y_train)
26
       test = xgb.DMatrix(x_test, label=y_test)
27
28
       watch_list = [(test, 'eval'), (train, 'train')]
29
30
       # 设置参数
31
32
       param = {'max_depth': 3,
33
                'eta': 1,
```

```
'silent': 0,
34
               'objective': 'multi:softmax',
35
               'num_class': 3}
36
37
38
       num_round = 3
39
       # 训练模型
40
       bsg = xgb.train(param, train, num_round, evals=watch_list)
41
42
       # 预测模型
43
       y_hat = bsg.predict(test)
44
45
       # 计算误差
46
       result = y_test.reshape(1, -1) == y_hat
47
       print 'XGBoost正确率:\t', float(np.sum(result)) / len(y_hat)
48
       print 'END....\n'
49
50
51
       # 逻辑回归
52
53
       lr = LogisticRegression(penalty='12')
       lr.fit(x_train, y_train.ravel())
54
       y_hat2 = lr.predict(x_test)
55
56
       # 计算误差
57
       result2 = y_test.reshape(1, -1) == y_hat2
58
       print '逻辑回归正确率:\t', float(np.sum(result2)) / len(y_hat2)
59
       print 'END....\n'
60
```

输出的结果:

```
[0] eval-merror:0.02
                       train-merror:0.02
[1] eval-merror:0.02
                       train-merror:0.02
[2] eval-merror:0.04
                       train-merror:0.01
正确率:
          0.96
END....
[15:57:15] src/tree/updater_prune.cc:74: tree pruning end, 1 roots, 2 extra nodes, 0 prune
[15:57:15] src/tree/updater prune.cc:74: tree pruning end, 1 roots, 8 extra nodes, 0 prune
[15:57:15] src/tree/updater prune.cc:74: tree pruning end, 1 roots, 4 extra nodes, 0 prune
[15:57:15] src/tree/updater_prune.cc:74: tree pruning end, 1 roots, 2 extra nodes, 0 prune
[15:57:15] src/tree/updater_prune.cc:74: tree pruning end, 1 roots, 8 extra nodes, 0 prune
[15:57:15] src/tree/updater_prune.cc:74: tree pruning end, 1 roots, 6 extra nodes, 0 prune
[15:57:15] src/tree/updater prune.cc:74: tree pruning end, 1 roots, 2 extra nodes, 0 prune
[15:57:15] src/tree/updater_prune.cc:74: tree pruning end, 1 roots, 6 extra nodes, 0 prune
[15:57:15] src/tree/updater_prune.cc:74: tree pruning end, 1 roots, 8 extra nodes, 0 prune
逻辑回归正确率:
                0.88
END....
```

更多案例请参看:

https://github.com/dmlc/xgboost/tree/master/demo (https://github.com/dmlc/xgboost/tree/master/demo)

查看原文>> (http://blog.csdn.net/sinat_33761963/article/details/53930021)



5

看过本文的人也看了:

- 机器学习知识结构图 (http://lib.csdn.net/base/machinelearning/structure)
- 推荐系统的基本原理 (http://lib.csdn.net/article/machinelearning/45255)
- 决策树算法介绍及应用 (http://lib.csdn.net/article/machinelearning/38073)

- 简单易学的机器学习算法——协同过滤... (http://lib.csdn.net/article/machinelearning/45110)
- EM算法 2 EM算法在高斯混合模型... (http://lib.csdn.net/article/machinelearning/45108)
- Learning to Rank 简介 (http://lib.csdn.net/article/machinelearning/48968)

发表评论

输入评论内容

发表

0个评论

公司简介 (http://www.csdn.net/company/about.html) | 招贤纳士 (http://www.csdn.net/company/recruit.html) | 广告服务 (http://www.csdn.net/company/marketing.html) | 联系方式 (http://www.csdn.net/company/contact.html) | 版权声明 (http://www.csdn.net/company/statement.html) | 法律顾问 (http://www.csdn.net/company/layer.html) | 问题报告 (mailto:webmaster@csdn.net) | 合作伙伴 (http://www.csdn.net/friendlink.html) | 论坛反馈 (http://bbs.csdn.net/forums/Service)

网站客服 杂志客服 (http://wpa.qq.com/msgrd?v=3&uin=2251809102&site=qq&menu=yes)

微博客服 (http://e.weibo.com/csdnsupport/profile)

webmaster@csdn.net (mailto:webmaster@csdn.net)

400-660-0108 | 北京创新乐知信息技术有限公司 版权所有 | 江苏知之为计算机有限公司 | 江苏乐知网络技术有限公司

京 ICP 证 09002463 号 | Copyright © 1999-2017, CSDN.NET, All Rights Reserved

(http://www.hd315.gov.cn/beian/view.asp?bianhao=010202001032100010)