初步尝试

数据集

- 为了保持数据集的可管理性并保护与点击率、转化率(安装)相关的机密信息,对上述四个子集对应的记录进行**差分下采样**。
 - 差分下采样: 差分隐私(一) Differential Privacy 简介 知平 (zhihu.com)差分隐私系列之一: 差分隐私的定义, 直观理解与基本性质 知平 (zhihu.com)
- 特征说明:每一行一共有80个特征(f_0 to f_79),两个标签(is_cilcked and is_installed)
 除去Rowld和Labels,一共41个类别特征,38个数值特征
- 3. The data types of different columns are:
 - a. RowId(f 0)
 - b. Date(f_1)
 - c. Categorical features(f_2 to f_32)
 - d. Binary features(f_33 to f_41)
 - e. Numerical features(f 42 to f 79)
 - f. Labels(is_clicked, is_installed)
- 提交: Rowld Labels (三列)
- 数据规模: 20个训练数据集, csv文件, 每个文件行数略有差别, 列数均为82
 总共训练数据为(3485852,82), 平均每个文件(116195,82)

具体信息

- 训练数据由过去2周的二次抽样印象/点击/安装组成, 旨在预测第15天的安装概率
- 评价指标: 归一化交叉熵

Normalised Entropy =
$$\frac{-\frac{1}{N}\sum\limits_{i=1}^{N}(\frac{1+y_{i}}{2}\log(p_{i}) + \frac{1-y_{i}}{2}\log(1-p_{i}))}{-(p \times \log(p) + (1-p) \times \log(1-p))}$$

模型选择

deepFM

深入浅出DeepFM - 知乎 (zhihu.com)

(147条消息) 深度神经网络 (DNN) 模型 深度神经网络模型ml hhy的博客-CSDN博客

(147条消息) AI上推荐之 FNN、DeepFM与NFM(FM在深度学习中的身影重现) 翻滚的小@强的博客-CSDN博客

embedding层的理解: (147条消息) 深度学习中Embedding层有什么用? 赵大寶Note的博客-CSDN博客

代码参考:

DeepFM全方面解析(附pytorch源码) - 知乎 (zhihu.com)

清晰易懂,基于pytorch的DeepFM的完整实验代码-知乎(zhihu.com)

<u>chenxijun1029/DeepFM with PyTorch: A PyTorch implementation of DeepFM for CTR prediction problem. (github.com)</u>

服务器

ssh wyzhang@222.195.93.60 -p 1640

可能的一些问题

将所有数据整合在一起(包括测试集)处理缺失值并归一化,然后将所有分类特征统计value_counts总个数并重新编码,这种处理方式是否合适

click和install的结果如何得到,预测install的时候是不是要用到click,那么预测click的时候呢

模型调参

需要调整的参数

早停策略等

```
def fit(self, loader_train, loader_val, optimizer, epochs=100, verbose=True, print_every=100, wait=8,lrd=True):
```

具体调参信息

1.

epoch8,最终min_val_loss = 0.5195393638244985,Accuracy = 0.870927095413208

提交后: 8.489126

改为test_size = 0.2, patience=4之后得到新的一轮结果并且提交测试

Epoch = 9,最终min_val_loss = 0.314258,Accuracy = 0.8705

score=

2.embedding_size = 4*

epoch6, 最终min_val_loss = 0.3041278957751704,Accuracy = 0.8695070743560791

Epoch = 10,最终min_val_loss = 0.305031,Accuracy = 0.8698

```
3.embedding_size = 12
```

epoch8, 最终min_val_loss = 0.5306406267282722,Accuracy = 0.8702844977378845

Epoch = 9,最终min_val_loss = 0.532616,Accuracy = 0.8701

4.embedding_size = 2

epoch5, 最终min_val_loss = 0.304637,Accuracy = 0.8701

Epoch = 6,最终min_val_loss = 0.306314,Accuracy = 0.8689

5.embedding_size = 4,hidden_dims=[32,32,32]

epoch5, 最终min_val_loss = 0.305936,Accuracy = 0.8695

提交后: 12.476142

Epoch = 8,最终min_val_loss = 0.305789,Accuracy = 0.8695

6.hidden_dims=[16,16,16]

epoch6, 最终min_val_loss = 0.306576,Accuracy = 0.8691

Epoch = 11,最终min_val_loss = 0.306971,Accuracy = 0.8691

7.hidden_dims=[128,128,128]*

最终min_val_loss = 0.303617,Accuracy = 0.8701

Epoch = 8,最终min_val_loss = 0.304270,Accuracy = 0.8701

8.embedding_size = 4,hidden_dims=[128,128,128],dropout = [0.1,0.1,0.1]

epoch6, 最终min_val_loss = 0.299513,Accuracy = 0.8720

Epoch = 9,最终min_val_loss = 0.303845,Accuracy = 0.8705

9.dropout = [0.2,0.2,0.2]

epoch6, 最终min_val_loss = 0.311635,Accuracy = 0.8702

Epoch = 9,最终min_val_loss = 0.303161,Accuracy = 0.8708

论坛信息

- 认为语义不足: Data --- 数据 (google.com)
- 不确定评估指标: <u>Clarifications on the evaluation metric --- 关于评估指标的说明 (google.com)</u> 在我们的评估代码中,我们假设标签介于 0 和 1 之间。

由于不同广告的安装概率差异很大,因此我们需要一种机制来规范基本点击率。分母中的 p 源自广告客户在过去 30 天内观察到的基本点击率。

处理数值稳定性:我们使用一个值 ϵ ,这样如果预测分数为零,我们使用 \epsilon 而不是 0,如果它是 1,那么我们使用 1 - ϵ 而不是 1。

我们只考虑评估is_installed,最终评估不考虑is_clicked指标。

- 提交文件的限制大小是25MB
- 根据前21天的信息预测第22天的安装概率?: <u>Challenge Questions | Dataset & Evaluation --- 挑战问题 | 数据集和评估 (google.com)</u>
- 训练集和测试集采样: <u>Test set distribution --- 测试集分布 (google.com)</u> 训练集和测试集都使用相同的采样算法进行采样。训练集基于连续 21 天进行采样,测试从第 22 天 开始采样。
- 指标是基于完整集计算的
- 未完待续...