# 推荐系统入门系列(四)-DeepFM算法理论与实战

何无涯 何无涯的技术小屋 5月10日

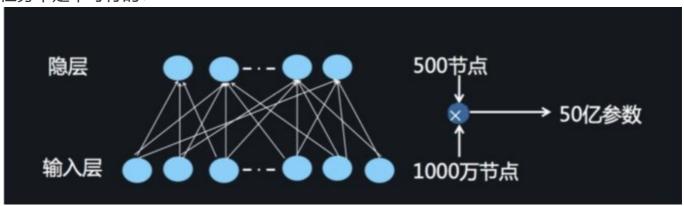


贵有恒,何必三更起五更眠。最无益,只怕一日曝十日寒。

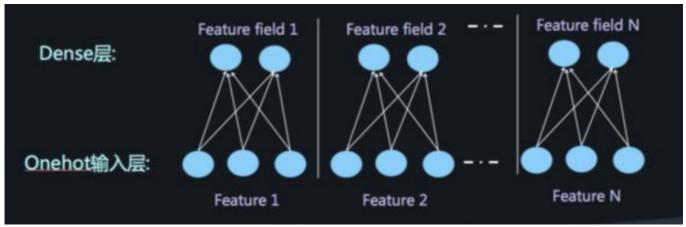
#### 一、DeepFM算法背景

对于一个基于CTR预估的推荐系统,最重要的是学习到用户点击行为背后的特征交互,低阶组合特征或者高阶组合特征可能都会对最终的CTR产生影响。我们知道,FM算法直接融入了二阶的特征组合信息,通过为每一纬的特征学习一个特征向量,并将特征向量的乘积作为组合特征的权重。DNN,深度神经网络,或许可以利用深度来学习到高阶段的特征组合。

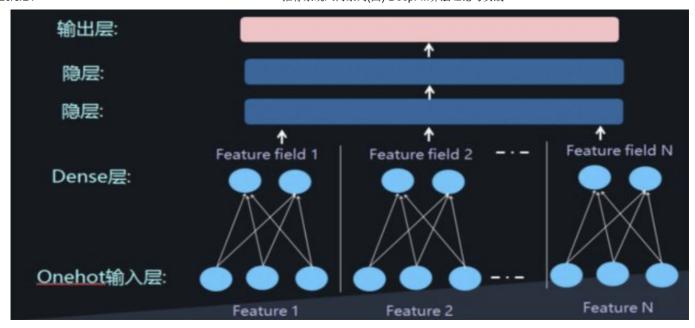
然而DNN有一些问题需要处理,对于离散特征,一般将特征转换成one-hot的形式,但是如果将one-hot类型的特征输入到DNN中,会导致网络参数太多,这个在CTR任务中是不可行的:



如何解决这个问题呢?类似于FFM中的思想,将特征分为不同的Field,将one-hot 转换为Dense Vector:



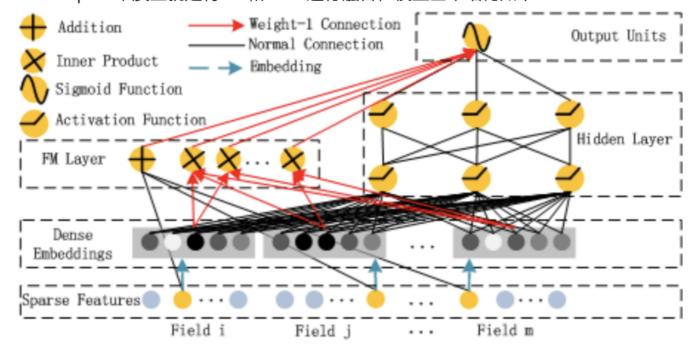
再加上两层的全链接层,让Dense Vector进行组合,那么高阶特征的组合就出来了。



但是低阶组合特征和高阶组合特征都隐含地体现在隐藏层中,上面已经说到低阶特征和高阶特征可能都会对CTR产生影响,那么能不能把低阶组合特征单独建模,然后融合高阶组合特征?

#### 二、DeepFM算法思想

DeepFM本质上就是将FM和DNN进行融合,模型基本结构如下:



DeepFM包含两部分: FM部分和DNN部分,分别负责学习低阶特征交互和高阶特征交互,而且这两部分共享相同的输入,都过一个Dense Embeddings layer, DeepFM 最后融合两部分的输出结果进行预测:

$$\hat{y} = sigmoid(y_{FM} + y_{DNN}),$$

## 三、DeepFM算法实战

下面使用PyTorch实现DeepFM算法,核心代码如下:

```
class DeepFactorizationMachineModel(nn.Module):
A pytorch implementation of DeepFM.
Reference:
    H Guo, et al. DeepFM: A Factorization-Machine based Neural Network for
def __init__(self, field_dims, embed_dim, mlp_dims, dropout):
    super().__init__()
    self.linear = FeaturesLinear(field dims)
    self.fm = FactorizationMachine(reduce sum=True)
    self.embedding = FeaturesEmbedding(field_dims, embed_dim)
    self.embed_output_dim = len(field_dims) * embed_dim
    self.mlp = MultilayerPerception(self.embed_output_dim, mlp_dims, dropo
def forward(self, x):
    :param x: Long tensor of size ``(batch_size, num_fields)``
    embed_x = self.embedding(x)
    x = self.linear(x) + self.fm(embed_x) + self.mlp(embed_x.view(-1, self.))
    return torch.sigmoid(x.squeeze(1))
```

详细的代码请参考我的github: https://github.com/yyHaker/RecommendationSystem。

小结: DeepFM算法同时对低阶组合特征和高阶组合特征进行建模,而且是端到端的,不需要做复杂的特征工程,效果也还不错,是目前效果最好的基准模型之一。

### 参考文章:

[1] Guo, Huifeng, et al. "DeepFM: a factorization-machine based neural network for CTR prediction." arXiv preprint arXiv:1703.04247 (2017).



何无涯的技术小屋

微信号码: leyanyuanyu

机器学习 | 深度学习 | 推荐算法 | NLP | 投资