

嵌入层(Embedding Layer)

概念与定义

在自然语言处理(NPL)任务中'第一步是将文本进行分词(tokenization)'为每个词元分配一个唯一的整数ID'即TokenID。但一维的ToeknID无法提供和承载丰富、复杂的语义信息'需要将其转换为更高维的向量。这就是嵌入层(Embedding Layer)的作用。简言之,嵌入层就是一个简单的查找表'用于将这些整数ID转换为固定大小的稠密向量表示。

实现与使用

nn.Embedding 是 PyTorch 中的一个模块 '用于实现嵌入层 °

我们也可以通过代码简单实现一个嵌入层(对原理不感兴趣的'直接跳过这里'看"嵌入层使用"即可)°

嵌入层实现

嵌入层本质是一个查找表 '输入的是索引(token_ids) '返回的是权重矩阵中对应索引的行 °一个简单的嵌入层实现如下:

return self.weight[token_ids] # 根据输入的 token_ids, 返回权重矩阵中对应索引的行。这里使用

由上面的实现代码可以看出'在嵌入层中'嵌入矩阵被视为一个可学习的参数'在训练过程中会被优化器更新。在训练过程中'模型会根据损失函数调整嵌入矩阵'以使其更好地表示词元的语义特征。

嵌入层使用

正如前面所说的 'nn.Embedding 是 PyTorch 中的一个模块 '可以直接使用:

```
import torch
import torch.nn as nn

# 创建一个嵌入层,输入维度为10,输出维度为5
embedding = nn.Embedding(num_embeddings=10, embedding_dim=5)
# 输入一个整数ID
input_ids = torch.tensor([1, 2, 3, 4])
# 输出嵌入向量
embedded_vectors = embedding(input_ids)
print(embedded_vectors)
# 输出示例(一个形状为(4, 5)的张量,代表了4个词元的嵌入向量):
# tensor([[ 0.1237,  0.2345,  -0.3456,  0.4567,  -0.5678],
# [ 0.5678,  -0.4567,  0.3456,  0.4567,  -0.5678],
# [ 0.5678,  -0.4567,  0.3456,  0.4567,  -0.5678],
# [ 0.5678,  -0.4567,  0.3456,  0.4567,  -0.5678],
# [ 0.5678,  -0.4567,  0.3456,  0.4567,  -0.5678],
```

除了上面示例代码中的 num_embeddings 和 embedding_dim 参数 'nn.Embedding 还提供了其他一些有用的参数 '例如 padding_idx、用于填充的索引 `max_norm、嵌入向量的最大范数 `等 °

- num_embeddings (int): 嵌入字典的大小 '即离散符号的数量 °例如 '如果有 10000 个单词 '则 num embeddings=10000 °
- embedding_dim (int): 每个嵌入向量的维度 °例如 '如果希望每个单词用 128 维的向量表示 '则 embedding_dim=128 °
- padding_idx (int, 可选): 如果指定'则该索引对应的嵌入向量始终为零向量。常用于填充符号、如 <PAD>)。
- · max_norm (float, 可选): 如果指定了值'则会限制嵌入向量的范数不超过该值。
- norm_type (float, 默认 2.0): 计算范数时使用的类型 '默认为 L2 范数 °
- scale_grad_by_freq (bool, 默认 False): 是否根据词频缩放梯度 °如果设置为 True '则出现 频率较低的词对梯度的影响更大 °
- sparse (bool, 默认 False): 是否使用稀疏梯度更新 °如果为 True '可以节省内存 '但仅支持某些优化器(如 SGD) °