

语言模型

一段自然语言文本可以看作是一个离散时间序列，给定一个长度为 T 的词的序列 w_1, w_2, \dots, w_T ，语言模型的目标就是评估该序列是否合理，即计算该序列的概率：

$$P(w_1, w_2, \dots, w_T).$$

本节我们介绍基于统计的语言模型，主要是 n 元语法（ n -gram）。在后续内容中，我们将会介绍基于神经网络的语言模型。

语言模型

假设序列 w_1, w_2, \dots, w_T 中的每个词是依次生成的，我们有

$$\begin{aligned} P(w_1, w_2, \dots, w_T) &= \prod_{t=1}^T P(w_t | w_1, \dots, w_{t-1}) \\ &= P(w_1)P(w_2 | w_1) \cdots P(w_T | w_1 w_2 \cdots w_{T-1}) \end{aligned}$$

例如，一段含有4个词的文本序列的概率

$$P(w_1, w_2, w_3, w_4) = P(w_1)P(w_2 | w_1)P(w_3 | w_1, w_2)P(w_4 | w_1, w_2, w_3).$$

语言模型的参数就是词的概率以及给定前几个词情况下的条件概率。设训练数据集为一个大型文本语料库，如维基百科的所有条目，词的概率可以通过该词在训练数据集中的相对词频来计算，例如， w_1 的概率可以计算为：

$$\hat{P}(w_1) = \frac{n(w_1)}{n}$$

其中 $n(w_1)$ 为语料库中以 w_1 作为第一个词的文本的数量， n 为语料库中文本的总数量。

类似的，给定 w_1 情况下， w_2 的条件概率可以计算为：

$$\hat{P}(w_2 | w_1) = \frac{n(w_1, w_2)}{n(w_1)}$$

其中 $n(w_1, w_2)$ 为语料库中以 w_1 作为第一个词， w_2 作为第二个词的文本的数量。

n 元语法

序列长度增加，计算和存储多个词共同出现的概率的复杂度会呈指数级增加。 n 元语法通过马尔可夫假设简化模型，马尔可夫假设是指一个词的出现只与前面 n 个词相关，即 n 阶马尔可夫链（Markov chain of order n ），如果 $n = 1$ ，那么有 $P(w_3 | w_1, w_2) = P(w_3 | w_2)$ 。基于 $n - 1$ 阶马尔可夫链，我们可以将语言模型改写为

$$P(w_1, w_2, \dots, w_T) = \prod_{t=1}^T P(w_t | w_{t-(n-1)}, \dots, w_{t-1}).$$

以上也叫 n 元语法（ n -grams），它是基于 $n - 1$ 阶马尔可夫链的概率语言模型。例如，当 $n = 2$ 时，含有4个词的文本序列的概率就可以改写为：

$$\begin{aligned} P(w_1, w_2, w_3, w_4) &= P(w_1)P(w_2 | w_1)P(w_3 | w_1, w_2)P(w_4 | w_1, w_2, w_3) \\ &= P(w_1)P(w_2 | w_1)P(w_3 | w_2)P(w_4 | w_3) \end{aligned}$$

当 n 分别为1、2和3时，我们将其分别称作一元语法（unigram）、二元语法（bigram）和三元语法（trigram）。例如，长度为4的序列 w_1, w_2, w_3, w_4 在一元语法、二元语法和三元语法中的概率分别为

$$\begin{aligned} P(w_1, w_2, w_3, w_4) &= P(w_1)P(w_2)P(w_3)P(w_4), \\ P(w_1, w_2, w_3, w_4) &= P(w_1)P(w_2 | w_1)P(w_3 | w_2)P(w_4 | w_3), \\ P(w_1, w_2, w_3, w_4) &= P(w_1)P(w_2 | w_1)P(w_3 | w_1, w_2)P(w_4 | w_2, w_3). \end{aligned}$$

当 n 较小时， n 元语法往往并不准确。例如，在一元语法中，由三个词组成的句子“你走先”和“你先走”的概率是一样的。然而，当 n 较大时， n 元语法需要计算并存储大量的词频和多词相邻频率。

思考： n 元语法可能有哪些缺陷？

1. 参数空间过大 *n 元模型所需空间随指数级增长*
2. 数据稀疏 *齐夫定律：单词词频和单词词频排名成反比*

语言模型数据集

读取数据集

In [1]:

```
with open('/home/kesci/input/jaychou_lyrics4703/jaychou_lyrics.txt') as f:
    corpus_chars = f.read()
print(len(corpus_chars)) 长度
print(corpus_chars[: 40]) 前40个字符
corpus_chars = corpus_chars.replace('\n', ' ').replace('\r', ' ')
corpus_chars = corpus_chars[: 10000] 保留前10000个
```

63282

想要有直升机
想要和你飞到宇宙去
想要和你融化在一起
融化在宇宙里
我每天每天每

建立字符索引

In [2]:

```

idx_to_char = list(set(corpus_chars)) # 去重, 得到索引到字符的映射
char_to_idx = {char: i for i, char in enumerate(idx_to_char)} # 字符到索引的映射
vocab_size = len(char_to_idx)
print(vocab_size)

corpus_indices = [char_to_idx[char] for char in corpus_chars] # 将每个字符转化为索引,
sample = corpus_indices[: 20] 取出前 20
print('chars:', ''.join([idx_to_char[idx] for idx in sample]))
print('indices:', sample)

1027
chars: 想要有直升机 想要和你飞到宇宙去 想要和
indices: [1022, 648, 1025, 366, 208, 792, 199, 1022, 648, 641, 607, 625, 26, 155, 130

```

定义函数load_data_jay_lyrics, 在后续章节中直接调用。

In [3]:

```

def load_data_jay_lyrics():
    with open('/home/kesci/input/jaychou_lyrics4703/jaychou_lyrics.txt') as f:
        corpus_chars = f.read()
        corpus_chars = corpus_chars.replace('\n', ' ').replace('\r', ' ')
        corpus_chars = corpus_chars[0:100000]
        idx_to_char = list(set(corpus_chars))
        char_to_idx = dict([(char, i) for i, char in enumerate(idx_to_char)])
        vocab_size = len(char_to_idx)
        corpus_indices = [char_to_idx[char] for char in corpus_chars]
        return corpus_indices, char_to_idx, idx_to_char, vocab_size

```

时序数据的采样

在训练中我们需要每次随机读取小批量样本和标签。与之前章节的实验数据不同的是, 时序数据的一个样本通常包含连续的字符。假设时间步数为5, 样本序列为5个字符, 即“想”“要”“有”“直”“升”。该样本的标签序列为这些字符分别在训练集中的下一个字符, 即“要”“有”“直”“升”“机”, 即 X = “想要有直升”, Y = “要有直升机”。

现在我们考虑序列“想要有直升机, 想要和你飞到宇宙去”, 如果时间步数为5, 有以下可能的样本和标签:

- X : “想要有直升”, Y : “要有直升机”
- X : “要有直升机”, Y : “有直升机, ”
- X : “有直升机, ”, Y : “直升机, 想”
- ...
- X : “要和你飞到”, Y : “和你飞到宇”
- X : “和你飞到宇”, Y : “你飞到宇宙”
- X : “你飞到宇宙”, Y : “飞到宇宙去”

可以看到, 如果序列的长度为 T , 时间步数为 n , 那么一共有 $T - n$ 个合法的样本, 但是这些样本有大量的重合, 我们通常采用更加高效的采样方式。我们有两种方式对时序数据进行采样, 分别是随机采样和相邻采样。

随机采样

下面的代码每次从数据里随机采样一个小批量。其中批量大小`batch_size`是每个小批量的样本数，`num_steps`是每个样本所包含的时间步数。在随机采样中，每个样本是原始序列上任意截取的一段序列，相邻的两个随机小批量在原始序列上的位置不一定相邻。

In [4]:

```
import torch
import random
def data_iter_random(corpus_indices, batch_size, num_steps, device=None):
    # 减1是因为对于长度为n的序列，x最多只有包含其中的前n - 1个字符
    num_examples = (len(corpus_indices) - 1) // num_steps # 下取整，得到不重叠情况下的样本数
    example_indices = [i * num_steps for i in range(num_examples)] # 每个样本的第一个字为
    random.shuffle(example_indices)
    # 在 corpus_indices 所下标

    def _data(i):
        # 返回从i开始的长为num_steps的序列
        return corpus_indices[i: i + num_steps]

    if device is None:
        device = torch.device('cuda' if torch.cuda.is_available() else 'cpu')

    for i in range(0, num_examples, batch_size):
        # 每次选出batch_size个随机样本
        batch_indices = example_indices[i: i + batch_size] # 当前batch的各个样本的首字
        X = [_data(j) for j in batch_indices]
        Y = [_data(j + 1) for j in batch_indices]
        yield torch.tensor(X, device=device), torch.tensor(Y, device=device)
```

测试一下这个函数，我们输入从0到29的连续整数作为一个人工序列，设批量大小和时间步数分别为2和6，打印随机采样每次读取的小批量样本的输入x和标签y。

In [5]:

```
my_seq = list(range(30))
for X, Y in data_iter_random(my_seq, batch_size=2, num_steps=6):
    print('X: ', X, '\nY:', Y, '\n')
```

X: tensor([[6, 7, 8, 9, 10, 11],
 [12, 13, 14, 15, 16, 17]])

Y: tensor([[7, 8, 9, 10, 11, 12],
 [13, 14, 15, 16, 17, 18]])

X: tensor([[0, 1, 2, 3, 4, 5],
 [18, 19, 20, 21, 22, 23]])

Y: tensor([[1, 2, 3, 4, 5, 6],
 [19, 20, 21, 22, 23, 24]])

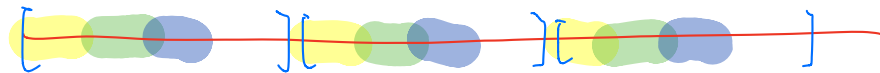
相邻采样

在相邻采样中，相邻的两个随机小批量在原始序列上的位置相邻。

In [6]:

```
def data_iter_consecutive(corpus_indices, batch_size, num_steps, device=None):
    if device is None:
        device = torch.device('cuda' if torch.cuda.is_available() else 'cpu')
    corpus_len = len(corpus_indices) // batch_size * batch_size # 保留下来的序列的长度
    corpus_indices = corpus_indices[: corpus_len] # 仅保留前corpus_len个字符
    indices = torch.tensor(corpus_indices, device=device)
    indices = indices.view(batch_size, -1) # resize成(batch_size, )
    batch_num = (indices.shape[1] - 1) // num_steps
    for i in range(batch_num):
        i = i * num_steps
        X = indices[:, i: i + num_steps]
        Y = indices[:, i + 1: i + num_steps + 1]
        yield X, Y
```

同样的设置下，打印相邻采样每次读取的小批量样本的输入x和标签y。相邻的两个随机小批量在原始序列上的位置相毗邻。



In [7]:

```
for X, Y in data_iter_consecutive(my_seq, batch_size=2, num_steps=6):
    print('X: ', X, '\nY:', Y, '\n')
```

```
X: tensor([[ 0,  1,  2,  3,  4,  5],
          [15, 16, 17, 18, 19, 20]])
```

```
Y: tensor([[ 1,  2,  3,  4,  5,  6],
          [16, 17, 18, 19, 20, 21]])
```

```
X: tensor([[ 6,  7,  8,  9, 10, 11],
          [21, 22, 23, 24, 25, 26]])
```

```
Y: tensor([[ 7,  8,  9, 10, 11, 12],
          [22, 23, 24, 25, 26, 27]])
```

