单 词 预 测 项 目 报 告

项目名称 下一个单词预测器

组员姓名 黄宇威、王润鹏、李爽、熊腾

报告时间 2022年8月23日

基于自然语言处理的单词预测器

黄宇威

2022 年 8 月 23 日

摘要

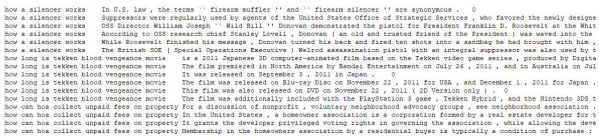
手机上的键盘如何知道您接下来要输入什么？本系统旨在设计一个单词预测器，根据输入的单词或词组给出下一个单词的建议，达到节省时间的目的。信息时代的不断发展使计算机人工智能的开发与应用越来越广泛。本系统基于自然语言处理中的分词技术，采用三种语言模型，最终实现单词预测的功能。

1 项目介绍

单词预测是一种自然语言处理 - NLP 应用程序，通过大量的短句或者词组训练模型，来实现单词预测，本文将介绍如何开发一个单词预测器，首先最重要的是选择语言模型，这里我们将采用三种模型用于开发：N-gram 自然语言模型、LSTM（长短期记忆人工神经网络）、NNLM神经网络语言模型。目的是为了对比不同方法的预测结果差异变化。具体代码见:github

2 数据介绍

本文训练数据来源于github，数据采用txt文件格式存储，包含上万个英文短句以及词组，每个单词之间以空格符隔开，短句用行的形式区分。部分数据示例如下图：



3 算法细节

3.1 LSTM 神经网络

3.1.1 LSTM 算法原理

LSTM 神经网络是 RNN 网络的衍生物，是特殊的循环神经网络，能够克服 RNN 网络的缺点，用来处理长时依赖问题，经过大量的研究证明 LSTM 神经网络在时间序列预测问题上获得了更进一步的成功。LSTM 网络的结构与 RNN 相似，处理模块 A 更加复杂，标准 LSTM 结构如下图所示：

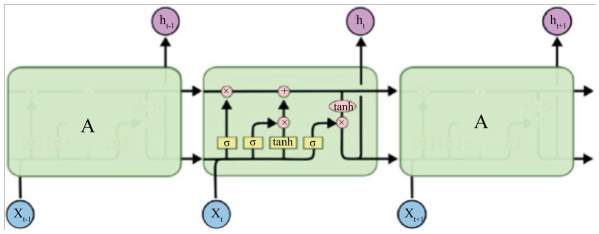


图 3.1: LSTM 网络标准结构

LSTM 网络结构细节解析：

1. 遗忘门(Forget Gate)，是 LSTM 的忘记阶段，对上一节点的输入信息选择性忘记，由一个被称为“遗忘门限层”的 sigmoid 层决定。根据上一时刻的输出和当前输入为单元状态的每一个数字计算 0 到 1 之间的数字，0 表示“完全抛弃”，1 表示“完全保留”。

2. 输入门(Input Gate)，是 LSTM 的记忆阶段，随着时间不断更新状态值，留下有用的状态值。过程分为两个部分，首先 sigmoid 层决定需要更新的数值，其次 tanh 层创建向量，再结合二者创建一个状态更新。

3. 通过简单的线性交互，更新旧单元状态，输入到新单元状态，即来完成对信息的更新。前两个部分已经决定需要哪些信息，结合遗忘门和输入门的信息得到更新后的单元状态。

4. 输出门(Output Gate)，是 LSTM 的输出阶段，建立在单元状态的基础上，经遗忘门和输入门对信息的不断筛选过滤，最终决定当前状态的输出。

3.1.2 LSTM 算法实现步骤

1. 预处理数据-读取文本，使用word_tokenize函数将句子分为单个单词。

   代码如下：

```
# 读取文件
with open(path, encoding='utf-8') as f:
    sents = f.read()
cleaned = re.sub(r'\W+', ' ', sents).lower()
# 将短句分为单词
tokens = word_tokenize(cleaned)
```

2. 使用fit_on_texts函数分词后，在用texts_to_sequences函数对序列进行重新编码

```
tokenizer = Tokenizer()
# 实现分词
tokenizer.fit_on_texts(text_sequences)
# 输出向量序列
sequences = tokenizer.texts_to_sequences(text_sequences)
```

3. 获得编码形式的序列后，通过将序列拆分为输入和输出标签来定义使用前三个词作为输入，最后一个词作为模型要预测的标签

```
n_sequences = np.empty([len(sequences), train_len], dtype='int32')
for i in range(len(sequences)):
    n_sequences[i] = sequences[i]
train_inputs = n_sequences[:, :-1]
train_targets = n_sequences[:, -1]
```

4. 将目标标签序列通过to_categorical函数转换为 one-hot 向量，即 0 和 1 的组合

```
# 将类别向量转换为二进制
train_targets =
    to_categorical(
    train_targets,
    num_classes=
    vocabulary_size)
```

5. 训练LSTM模型，一共有 5 层的Sequential模型：一个 Embedding 层、两个 LSTM 层和两个 Dense 层。在我们模型的输入层（即嵌入层）中，输入长度设置为序列的大小，在本例中为 3

```
#模型创建或加载
def train_model(
    vocabulary_size,
    train_inputs,
    train_targets, seq_len):
 if not os.path.exists("
    mymodel.h5"):
# 创建模型
  model = Sequential()
  model.add(Embedding(
      vocabulary_size,
      seq_len, input_length=
      seq_len))
  model.add(LSTM(50,
      return_sequences=True))
  model.add(LSTM(50))
  model.add(Dense(50,
      activation='relu'))
  model.add(Dense(
      vocabulary_size,
      activation='softmax'))
# compile network
  model.compile(loss='
      categorical_crossentropy
      ', optimizer='adam',
      metrics=['accuracy'])
  model.fit(train_inputs,
      train_targets, epochs
      =500, verbose=1)
  model.save("mymodel.h5")
  print('模型创建完成')
else:
 # 加载模型
  print('加载模型')
  model = load_model("
      mymodel.h5")
 return model
```

6. 输入测试数据，并从softmax函数中获取三个最可能的单词

```
input_text = input().strip()
    .lower()
encoded_text = tokenizer.
    texts_to_sequences([
    input_text])[0]
# 对上面生成的不定长序列进行补全
pad_encoded = pad_sequences
    ([encoded_text], maxlen=
    seq_len, truncating='pre'
    )
print("输入:", input_text)
l = len(tokenizer.index_word
    )
# 开始预测
for i in (model.predict(
    pad_encoded)[0]).argsort
    ()[-3:][::-1]:
  pred_word = tokenizer.
      index_word[i]
```

```
10      print("候选词:", pred_word)
```

3.2 N-gram 自然语言模型

3.2.1 N-gram 算法原理

N-gram是指给定的文本或语音序列中包含N个最小分割单元的连续序列。最小分割单元可以是音素、音节、字母、字或者是一些根据具体应用而自定义的基本对（BasicPairs）。

N-gram实际上是N-1阶马尔可夫语言模型的表示。假设一列随机变量S1，S2，…，Sm中，如果其中任何一个随机变量Si发生的概率只与其前面的N-1个变量Si-1，Si-2，…，Si-n+1有关，即：

$$P(S_i|S_{i-n+1}S_{i-n+2}\cdots S_{i-2}S_{i-1}) = P(S_i|S_1S_2\cdots S_{i-2}S_{i-1})$$

则称之为N-1阶马尔可夫过程。N-gram模型就是将所有连续可重叠的N个词作为一个单元，并将其假设为一个N-1阶马尔可夫过程。这种假设的意义在于，第N个词的出现只与前N-1个词相关，而与其他任何词都不相关。整个句子的概率是各个词出现概率的乘积，而这些单个词的概率可由语料库中统计N个词同时出现的次数得到。

N-gram理论在信息检索研究中主要应用于检索预处理、索引、语种识别等先导性工作，包括语音和文本分析领域。在语音分析领域，Torres-Carrasquillo等使用音素标记化结合N-gram将语言模型化来进行语言识别，得到稳定的结果。

3.2.2 N-gram 算法实现步骤

1. 读取数据，为每个唯一单词创建对，每个唯一的单词作为键，其后面的单词列表作为值被添加到我们的字典lookup_dict 中

代码如下：

```
1  def add_document(self,
       string):
2   self.lookup_dict.clear()
3   with open(string, encoding=
       'utf-8') as f:
4       sents = f.read()
5   preprocessed_list = self.
       _preprocess(sents)
6   pairs = self.
       __generate_tuple_keys(
       preprocessed_list)
7   #将生成的词组加入字典中
8   for pair in pairs:
9       self.lookup_dict[pair
           [0]].append(pair[1])
10  pairs2 = self.
       __generate_2tuple_keys(
       preprocessed_list)
11  for pair in pairs2:
12      self.lookup_dict[tuple([
           pair[0], pair[1]])].
           append(pair[2])
13  pairs3 = self.
       __generate_3tuple_keys(
       preprocessed_list)
14  for pair in pairs3:
15      self.lookup_dict[tuple([
           pair[0], pair[1],
           pair[2]])].append(
           pair[3])
16
17  def _preprocess(self, string
```

```
        ):
18      #将短句分为单词
19      cleaned = re.sub(r'\W+', '
            ', string).lower()
20      tokenized = word_tokenize(
            cleaned)
21      return tokenized
```

2. 判断输入的字符是几个单词,然后从字典中查找下一个单词

```
1   # 根据空格符分隔词组
2    tokens = string.split(" ")
3    if len(tokens) == 1:
4    # 根据一个单词查找
5      txt = self.oneword(string)
6    elif len(tokens) == 2:
7    # 根据两个单词查找
8      txt = self.twowords(
           string.split(" "))
9    elif len(tokens) == 3:
10  # 根据三个单词查找
11     txt = self.threewords(
           string.split(" "))
12   elif len(tokens) > 3:
13     txt = self.morewords(
           string.split(" "))
14
15
16  #根据一个单词查找字典中的候选词
17   def oneword(self, string):
18  #统计出现次数最多的候选词
19     return Counter(self.
           lookup_dict[string]).
           most_common()[:10]
20  #根据两个单词查找字典中的候选词
21   def twowords(self, string):
22      suggest = Counter(self.
            lookup_dict[tuple(
            string)]).most_common
            ()[:10]
23      if len(suggest) == 0:
24        return self.oneword(
              string[-1])
25      return suggest
```

3.3 NNLM神经网络语言模型

3.3.1 NNLM 算法原理

NNLM是通过第t个词前的n-1个词，预测每个词在第t个位置出现的概率，即：

$$f(w_t, \cdots, w_{t-n+1}) = \hat{P}(w_t | w_1^{t-1})$$

其中f > 0，即预测出的结果都是大于0的，且预测结果的和为1，NNLM包含一个三层的神经网络，具体模型结构如下：

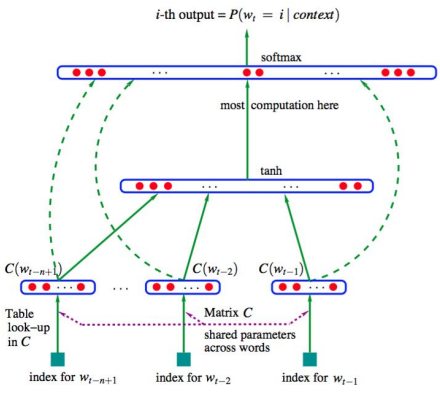


图 3.2: NNLM 模型结构

模型一共三层，第一层是映射层，将n个单词映射为对应word embeddings的拼接，其实这一层就是MLP的输入层；第二层是隐藏层，激活函数用tanh；第三层是输出层，因为是语言模型，需要根据前n个单词预测下一个单词，所以是一个多分类器，用softmax。

1. 读取数据，添加到词典word_list中,并为每个单词创建下标索引

```
#按照空格分词,
#统计 的分词的个数sentences
word_list = " ".join(
    sentences).split()
 #去重 统计词典个数
word_list = list(set(
    word_list))
word_dict = {w: i for i, w
    in enumerate(word_list)}
number_dict = {i: w for i, w
     in enumerate(word_list)}
```

2. 创建NNLM模型

```
# Model
class NNLM(nn.Module):
 def __init__(self):
    super(NNLM, self).
        __init__()
 # 矩阵Q  (V x m)  V
 #表示的字典大小word,
 # m 表示词向量的维度
    self.C = nn.Embedding(
        n_class, m)
    self.H = nn.Linear(n_step
         * m, n_hidden, bias=
        False)  ###
    self.d = nn.Parameter(
        torch.ones(n_hidden))
    self.U = nn.Linear(
        n_hidden, n_class,
        bias=False)
    self.W = nn.Linear(n_step
         * m, n_class, bias=
        False)
    self.b = nn.Parameter(
        torch.ones(n_class))

def forward(self, X):
  X = self.C(X)  # X : [
      batch_size, n_step, m]
  X = X.view(-1, n_step * m
      )  # [batch_size,
      n_step * m]
  tanh = torch.tanh(self.d
      + self.H(X))  # [
      batch_size, n_hidden]
  output = self.b + self.W(
      X) + self.U(tanh)  # [
      batch_size, n_class]
  return output
```

3. 构建输入数据和目标标签

```
def make_batch():
 input_batch = []
 target_batch = []
 for sen in sentences:
  word = sen.split() #space
      tokenizer
  input = [word_dict[n] for
      n in word[:-1]]
  target = word_dict[word
      [-1]]
  input_batch.append(input)
  target_batch.append(
      target)
 return input_batch,
     target_batch
```

4. 将构建的输入数据和目标标签转成tensor形式

```
#模型输入## tensor 形式
input_batch = torch.
    LongTensor(input_batch)
target_batch = torch.
    LongTensor(target_batch)
```

5. 训练模型并预测数据

```
# 训练模型迭代次  5000
 for epoch in range(5000):
#梯度归零
    optimizer.zero_grad()
    output = model(
        input_batch)
# output : [batch_size,
    n_class], target_batch :
    [batch_size]
    loss = criterion(output,
        target_batch)
    if (epoch + 1) % 1000 ==
        0:
        print('Epoch:', '%04d'
            % (epoch + 1), 'cost
            =', '{:.6f}'.format
            (loss))
 # 反向传播计算每个参数的梯度值
        loss.backward()
# 每一个参数的梯度值更新
        optimizer.step()
     # 预测
 predict = model(input_batch
    ).data.max(1, keepdim=
    True)[1]
```

4 算法结果

4.1 LSTM神经网络算法结果

1. 预处理数据

```
['how', 'many', 'people', 'live', 'in', 'atlanta', 'georgia', 'atlanta',
```

2. 使用fit_on_texts函数分词后，在用texts_to_sequences函数对序列进行重新编码

```
分词后: [['how', 'many', 'people', 'live'], ['many', 'people', 'live', 'in'], ['people', 'live', 'in', 'atlanta'], ['
分词后向量序列: [[6, 13, 22, 15], [13, 22, 15, 8], [22, 15, 8, 16], [15, 8, 16, 23], [8, 16, 23, 16], [16, 23, 16, 6]
```

3. 将编码序列拆分为输入和输出标签(仅打印第一组)

```
拆分前 [[ 6 13 22 15]]
拆分后输入目标标签 [[ 6 13 22]]
拆分后输出(预测)目标标签 [15]
```

4. 将目标标签序列转换为 one-hot 向量

```
One-hot vectors [[0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 1. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0.
 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0.
 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0.
 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0.]
[0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 1. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0.
 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0.
 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0.
 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0.]
```

5. 训练LSTM模型

```
Epoch 1/500
6/6 [==============================] - 7s 9ms/step - loss: 4.3808 - accuracy: 0.0491
Epoch 2/500
6/6 [==============================] - 0s 5ms/step - loss: 4.3746 - accuracy: 0.0552
Epoch 3/500
6/6 [==============================] - 0s 5ms/step - loss: 4.3676 - accuracy: 0.0920
Epoch 4/500
6/6 [==============================] - 0s 5ms/step - loss: 4.3579 - accuracy: 0.0982
Epoch 5/500
6/6 [==============================] - 0s 5ms/step - loss: 4.3429 - accuracy: 0.0982
Epoch 6/500
6/6 [==============================] - 0s 5ms/step - loss: 4.3196 - accuracy: 0.0982
Epoch 7/500
6/6 [==============================] - 0s 5ms/step - loss: 4.2808 - accuracy: 0.0982
Epoch 8/500
6/6 [==============================] - 0s 5ms/step - loss: 4.2189 - accuracy: 0.0982
Epoch 9/500
6/6 [==============================] - 0s 5ms/step - loss: 4.1045 - accuracy: 0.0982
```

6. 预测结果

```
输入: how many people
1/1 [==============================] - 1s 1s/step
候选词: died
候选词: visit
候选词: live
```

4.2 N-gram自然语言模型算法结果

1. 预处理数据-读取文本，使用word_tokenize函数将句子分为单个单词。

```
['how', 'many', 'people', 'live', 'in', 'atlanta', 'georgia', 'atlanta',
```

2. 创建键值对，添加进字典lookup_dict中

```
{'how': ['are', 'many', 'are'], 'are': ['you', 'your'],
 'you': ['how'], 'many': ['days'], 'days': ['since'],
 'since': ['we'], 'we': ['last'], 'last': ['met'], 'met': ['how'],
 'your': ['parents']
 }
```

```
{
  ('how', 'are'): ['you', 'your'],
  ('how', 'many'): ['days'],
  ('many', 'days'): ['since'],
  ('how', 'are', 'you'): ['how'],
  ('how', 'many', 'days'): ['since'],
}
```

3. 根据输入的单词预测，测试输入一个单词，两个单词，三个单词的结果，候选词的顺序以训练次数排序

```
输入: how
候选词: [('many', 1575), ('did', 459), ('does', 369), ('much', 360), ('is', 272), ('old', 193), ('do', 173), ('long', 166), ('are', 122), ('big', 89)]
```

```
输入: how many
候选词: [('people', 161), ('countries', 33), ('episodes', 30), ('seasons', 30), ('innings', 25), ('canals', 20), ('cells', 20), ('albums', 20), ('consecutive', 20), ('states', 20)]
```

```
输入: how many people
候选词: [('died', 34), ('live', 27), ('visit', 26), ('have', 25), ('were', 16), ('are', 14), ('in', 14), ('die', 5)]
```

4. 上述测试数据how many输入了两次，再次输入how时，many次数多了两次

```
输入: how
候选词: [('many', 1577),
```

4.3 NNLM神经网络语言模型算法结果

1. 读取数据，添加到词典word_list中,并为每个单词创建下标索引

```
word_list: ['countries', 'states', 'episodes', 'people', 'many', 'seasons', 'how']
word_dict: {'countries': 0, 'states': 1, 'episodes': 2, 'people': 3, 'many': 4, 'seasons': 5, 'how': 6}
number_dict: {0: 'countries', 1: 'states', 2: 'episodes', 3: 'people', 4: 'many', 5: 'seasons', 6: 'how'}
```

2. 构建输入数据和目标标签

```
input_batch [[6, 4], [6, 4], [6, 4], [6, 4], [6, 4]]
target_batch [3, 0, 2, 5, 1]
```

3. 输入数据和目标标签转成tensor形式

```
input_batch tensor([[6, 4],
        [6, 4],
        [6, 4],
        [6, 4],
        [6, 4]])
target_batch tensor([3, 0, 2, 5, 1])
```

4. 训练数据集以及每1000次的CrossEntropyLoss数据

```
Epoch: 1000 cost = 0.142009
Epoch: 2000 cost = 0.020039
Epoch: 3000 cost = 0.006503
Epoch: 4000 cost = 0.002758
Epoch: 5000 cost = 0.001322
```

5. 根据输入单词进行预测

```
输入: [['how', 'many']]
候选词 ['people', 'countries', 'episodes', 'seasons', 'states']
```

参考文献

[1] 刘甲, 孙德山. 基于注意力机制和LSTM网络的股价预测[J]. 应用数学进展, 2021, 10(12): 4379-4385.

[2] 王昊, 李思舒, 邓三鸿. 基于N-Gram的文本语种识别研究[J]. 现代图书情报技术, 2013, (4): 54-61. Wang Hao, Li Sishu, Deng Sanhong. Study on Text Language Recognition Based on N-Gram. New Technology of Library and Information Service, 2013, (4): 54-61.

[3] 段宇锋, 鞠菲. 基于N-Gram的专业领域中文新词识别研究[J]. 现代图书情报技术, 2012, 28(2): 41-47. Duan Yufeng, Ju Fei. Research on Chinese New Word Recognition in Specialized Field Based on N-Gram. New Technology of Library and Information Service, 2012, 28(2): 41-47.