

094 | RNN在自然语言处理中有哪些应用场景？

2018-05-09 洪亮劫

AI技术内参

[进入课程 >](#)



讲述：初明明

时长 06:35 大小 3.02M



周一我们进一步展开了 RNN 这个基本框架，讨论了几个流行的 RNN 模型实现，从最简单的 RNN 模型到为什么需要“门机制”，再到流行的 LSTM 和 GRU 框架的核心思想。

今天，我们就来看一看 RNN 究竟在自然语言处理的哪些任务和场景中有所应用。

简单分类场景

我们首先来聊一种**简单的分类场景**。在这种场景下，RNN 输入一个序列的文字，然后根据所有这些文字，做一个决策，或者叫作输出一个符号。这类应用是文本挖掘和分析中最基本的一个场景。

在绝大多数的“简单分类”任务中，传统的文字表达，例如“**词包**”（Bag of Word）或者“**N 元语法**”（Ngram），经常都能有不错的表现。也就是说，在很多这类任务中，文字的顺序其实并不是很重要，或者说词序并没有携带更多的语义信息。

然而，实践者们发现，在一些场景中，如果利用 RNN 来对文字序列进行建模，会获得额外的效果提升。比如有一类任务叫作“**句子级别的情感分类**”（Sentence-Level Sentiment Classification），这类任务常常出现在分析商品的评论文本（Review）这个场景。这时候，我们需要对每一个句子输出至少两种感情色彩的判断，褒义或者贬义，正面或者负面。比如，我们在分析电影评价的时候，就希望知道用户在某一个句子中是否表达了对电影“喜爱”或者“不喜爱”的情绪。

面对这样句子级别的情感分析，一种比较通行的利用 RNN 建模的方式是：**把每一个单词作为一个输入单元，然后把一个句子当作一个序列输入到一个 RNN 中去，RNN 来维持一个隐含的状态。**

对于这类应用，不是每一个隐含状态都有一个输出，而是在句子结束的时候，利用最后的隐含状态来产生输出。对于这类任务而言，输出的状态就是一个二元判断，那么我们需要利用最后的隐含状态来实现这个目的。一般来说，在深度模型的架构中，这个步骤是利用最后的隐含状态，然后经过多层感知网络，最后进行一个二元或者多元的分类。这其实是一个标准的分类问题的构建。

在有的应用中，研究者们发现可以**利用两个 RNN 建立起来的链条**，从而能够更进一步地提升最后的分类效果。在我们刚才描述的建模步骤里，RNN 把一个句子从头到尾按照正常顺序进行了输入并归纳。另外一种建模方式是利用 RNN 去建模**句子的逆序**，也就是把整个句子倒过来，学习到一个逆序的隐含状态。接下来，我们把顺序的最后隐含状态和逆序的最后隐含状态串联起来，成为最终放入分类器需要学习的特性。这种架构有时候被称作“**双向模型**”。

当我们从句子这个层级到文档这个层级时，比如希望对文档进行情感分类，仅仅利用我们刚才讲的 RNN 的结构就会显得有点“捉襟见肘”了。一个重要的阻碍就是 RNN 很难针对特别长的序列直接建模。这个时候，就需要我们把整个文档**拆分**成比较小的单元，然后针对小的单元利用 RNN 进行建模，再把这些小单元的 RNN 结果当作新的输入串联起来。

在实际拆分的时候，我们可以把文章分成一个一个的句子，然后每个句子可以用刚才我们在句子层级的建模方式进行建模；在句子的层级下，还可能再把句子拆分成比如短语这样的单

元。这种把一个比较大的文档进行拆分，并且通过 RNN 对不同级别的数据进行建模的形式就叫作“**层次式**”（Hierarchical）RNN 建模。

特性提取器

在更多的场景中，RNN 其实已经扮演了**文本信息特性提取器**的角色，特别是在很多监督学习任务中，隐含状态常常被用来当作特性处理。尤其要说明的是，如果你的任务对文字的顺序有一定要求，RNN 往往就能成为这方面任务的利器，我们这里举几个例子。

首先可以想到的一个任务就是，在自然语言处理中很常见的“**词类标注**”（Part-Of-Speech Tagging），或者简称**POS 标注**。简单来说，POS 标注就是针对某一个输入句子，把句子中的词性进行分析和标注，让大家知道哪些是动词，哪些是名词，哪些是形容词等等。我们可以很容易地想到，在这样的标注任务中，一个词到底是名词还是动词，在很多的语言场景中，是需要对整个句子的语境进行分析的，也就是说，整个句子的顺序和词序是有意义的。

针对 POS 标注这类任务，一种已经尝试过的架构，就是利用我们刚才介绍过的**双向 RNN**来对句子进行建模。双向 RNN 的好处是，我们可以构建的隐含信息是包含上下文的，这样就更加有助于我们分析每个词的词性。

和句子分类的任务类似的是，利用双向 RNN 对句子进行扫描之后，我们依然需要建立**分类器**，对每一个位置上的词语进行分类。这个时候，依然是同样的思路，我们把当前的隐含状态当作是特性，利用多层感知网络，构建多类分类器，从而对当前位置的词性进行决策。

除了 POS 标注这样的任务以外，针对**普通的文档分类**，RNN 也有一定的效果。这里我们所说的文档分类，一般是指类似把文档分为“艺术”、“体育”或“时政”等主题类别。人们从实践中发现，在这样的通用文档分类任务中，RNN 和另外一类重要的深度模型，“**卷积神经网络**”（CNN）结合起来使用效果最好。我们这里不展开对 CNN 的原理进行讲解，只是从大的逻辑上为你讲一下这种分类方法的核心思路。

在计算机视觉中，通常认为 CNN 可以抓住图像的“位置”特征。也就是说，CNN 非常善于挖掘一个二维数据结构中局部的很多变化特征，从而能够有效形成对这些数据点的总结。那么，如果我们把文档的文字排列也看作是某种情况下的一种图案，CNN 就可以发挥其作用来对文字的上下文进行信息提取。然后当 CNN 对文字的局部信息进行提取之后，我们再把把这些局部信息当作输入放入 RNN 中，这样就能更好地利用 RNN 去对文章的高维度的特征进行建模。

总结

今天我为你介绍了文本序列建模利器 RNN 的几个应用场景。

一起来回顾下要点：第一，我们讲了用 RNN 对句子层级进行分类任务的处理；第二，我们聊了如何把 RNN 当作普遍使用的特性提取器来进行分类任务的训练，特别是 POS 标签任务。

最后，给你留一个思考题，利用 RNN 提取的信息能否完整捕捉文档里的内容，这一点我们怎么来判断呢？

欢迎你给我留言，和我一起讨论。

 极客时间

AI 技术内参

你的360度人工智能信息助理

洪亮劼

Etsy 数据科学主管
前雅虎研究院资深科学家



新版升级：点击「 请朋友读」，10位好友免费读，邀请订阅更有**现金**奖励。

© 版权归极客邦科技所有，未经许可不得传播售卖。页面已增加防盗追踪，如有侵权极客邦将依法追究其法律责任。

上一篇 093 | 基于门机制的RNN架构：LSTM与GRU

下一篇 095 | 对话系统之经典的对话模型

精选留言 (1)

 写留言



humanchao

2018-05-12



rnn很难捕捉文档整体内容，1.多文档长度不一，网络参数不好确定 2. 文档长度过长，面向整体建模而不是面向标注目标建模，长短特征兼顾导致训练困难。

展开 ∨