

文本表示

离散表示

One-hot

在传统的自然语言处理中，可将词语看作离散的符号：hotel,conference,motel.....**单词的向量**可以为独热向量（one-hot vectors，只有一个1，其余均为0的稀疏向量），向量维度=词汇量。使用scikit-learn将语料库中的词转为one-hot，代码示例如下：

```
from numpy import argmax
from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
from sklearn.preprocessing import OneHotEncoder

label_encoder = LabelEncoder()
onehot_encoder = OneHotEncoder(sparse=False, categories='auto')
corpus = [['他', '是', '张三'], ['他', '是', '一名', '老师'], ['它', '是', '一条', '鱼']] # 分好词的语料库
corpus = sum(corpus, []) # 由于LabelEncoder处理一维数据，故将语料库排平为一维数据
words_index = label_encoder.fit_transform(corpus) # 词对应的index
words_onehot = onehot_encoder.fit_transform(words_index.reshape(len(words_index), 1)) # 词对应的one-hot
example_onehot = [1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
word = label_encoder.inverse_transform([argmax(example_onehot)]) # 将onehot转为词
print(word)
```

one-hot所有向量是正交的，没有相似度的概念；而且向量维度过大，向量稀疏。one-hot常常用于对类别进行编码。

Bag of Words

词袋子模型是一种经典的文本表示。**文档的向量**表示可以直接用词的向量求和得到。

```
from sklearn.feature_extraction.text import CountVectorizer
corpus = ['他是张三', '他是一名老师', '它是一条鱼'] # 语料库
vectorizer = CountVectorizer(analyzer='word', token_pattern=u"(?u)\b\w+\b") # 自定义token，防止过滤单个字
vectorizer.fit_transform(corpus)
print('词典', vectorizer.vocabulary_)
print("词袋模型：")
print(vectorizer.fit_transform(corpus).toarray())
```

TF-IDF

TF-IDF (term frequency-inverse document frequency) 是一种用于信息检索与数据挖掘的常用加权技术。TF是词频(Term Frequency), IDF是逆文本频率指数(Inverse Document Frequency)。

词语由 t 表示, 文档由 d 表示, 语料库由 D 表示。具体计算公式为:

$$TFIDF(t, d, D) = TF(t, d) \cdot IDF(t, D) = TF(t, d) \cdot \log \frac{|D| + 1}{DF(t, D) + 1}$$

其中, $TF(t, d)$ 是词语 t 在文档 d 中出现的次数, $|D|$ 是语料库中总的文档数, 文件频率 $DF(t, D)$ 是包含词语的文档的个数。

```
from sklearn.feature_extraction.text import TfidfVectorizer
corpus = ['他是张三', '他是一名老师', '它是一条鱼']
# tf-idf
tv = TfidfVectorizer(token_pattern=u"(?u)\\b\\w+\\b")
tv_fit = tv.fit_transform(corpus)
print(tv_fit.toarray())
```

使用sklearn的TfidfVectorizer时, 词汇表以及词项的idf值使用训练得到, 而tf值由测试文本自身决定。

基于SVD降维的表示方法

这是一种构造词嵌入(即词向量)的方法, 首先遍历一个很大的数据集和统计词的共现计数矩阵 X , 然后对矩阵 X 进行SVD分解得到 USV^T , 最后使用 U 的行来作为字典中所有词的词向量。矩阵 X 主要有以下几种选择:

词-文档矩阵

最初的尝试, 猜想相关联的单词在同一个文档中会经常出现。例如, "banks" "bonds" "stocks" "moneys"等等, 出现在一起的概率会比较高。但是"banks" "octopus" "banana" "hockey"不大可能会连续地出现。据此, 按照以下方式建立一个word-document矩阵: 遍历数亿的文档, 当词 i 出现在文档 j 时, 对 $X_{i,j}$ 加一, 最终得到一个很大的矩阵 $\mathbb{R}^{|V| \times M}$ 。

Window based Co-occurrence Matrix

由于词-文档矩阵的规模与文档数量 M 成正比, 因此寻找更好的方法。使用矩阵 X 存储单词的共现, 计算每个单词在特定大小的窗口中出现的次数, 从而形成一个关联矩阵。步骤如下:

- 生成维度为 $|V| \times |V|$ 的共现矩阵 X
- 在 X 上应用SVD从而得到 $X = USV^T$

- 选择 U 前 k 行得到 K 维的词向量
- $\frac{\sum_{i=1}^k \sigma_i}{\sum_{i=1}^{|V|} \sigma_i}$ 表示第一个 k 维捕获的方差量

基于SVD降维的表示方法提供了足够的词向量来编码语义和句法信息，但伴随许多其他问题。

- 矩阵的维度会经常发生改变（经常增加新的单词和语料库的大小会改变）
- 矩阵会非常的稀疏，因为很多次不会共现
- 矩阵维度一般会非常高
- 基于SVD的方法的计算复杂度很高（ $m \times n$ 矩阵的计算成本是 $O(mn^2)$ ），并且很难合并新单词或文档。
- 需要在 X 上加入一些技巧处理来解决词频的不平衡

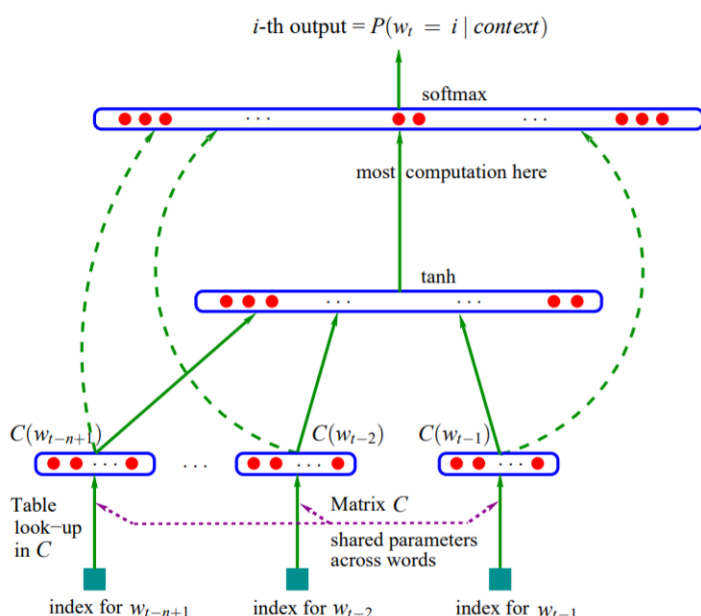
下面提到的基于语言模型的方法能合理的解决这些问题。

基于语言模型

神经语言模型NNLM

NNLM最初是由Bengio在2003年提出的[A Neural Probabilistic Language Model](#)，后来的word2vec便是从其中简化训练而来。考虑一个词表 D 的大小为 N （相当于总共有 N 个词，词用 w 表示），词表中每个词 w 的维度为 M 。NNLM的目标函数为：

通过下面的一个三层神经网络，根据前 $n-1$ 个词预测第 n 个词的概率



1. 输入是前 $n-1$ 个词 $w_{t-n+1}, \dots, w_{t-1}$ ，通过映射矩阵 C 将输入每个单词映射为特征向量 $C(w_{t-n+1}), \dots, C(w_{t-1})$ ，将所有向量串联成维度为 $(n-1)m$ 的向量。
2. 将输入序列的向量建模成概率分布，有函数 g 实现。函数 g 的实现可以是前向神经网络、循环神经网络等。论文中的实现为： $y = b + Wx + U \tanh(d + Hx)$
3. 为了使概率和为1，将softmax应用于输出层，得到最终结果 $P(w_t = i | context)$

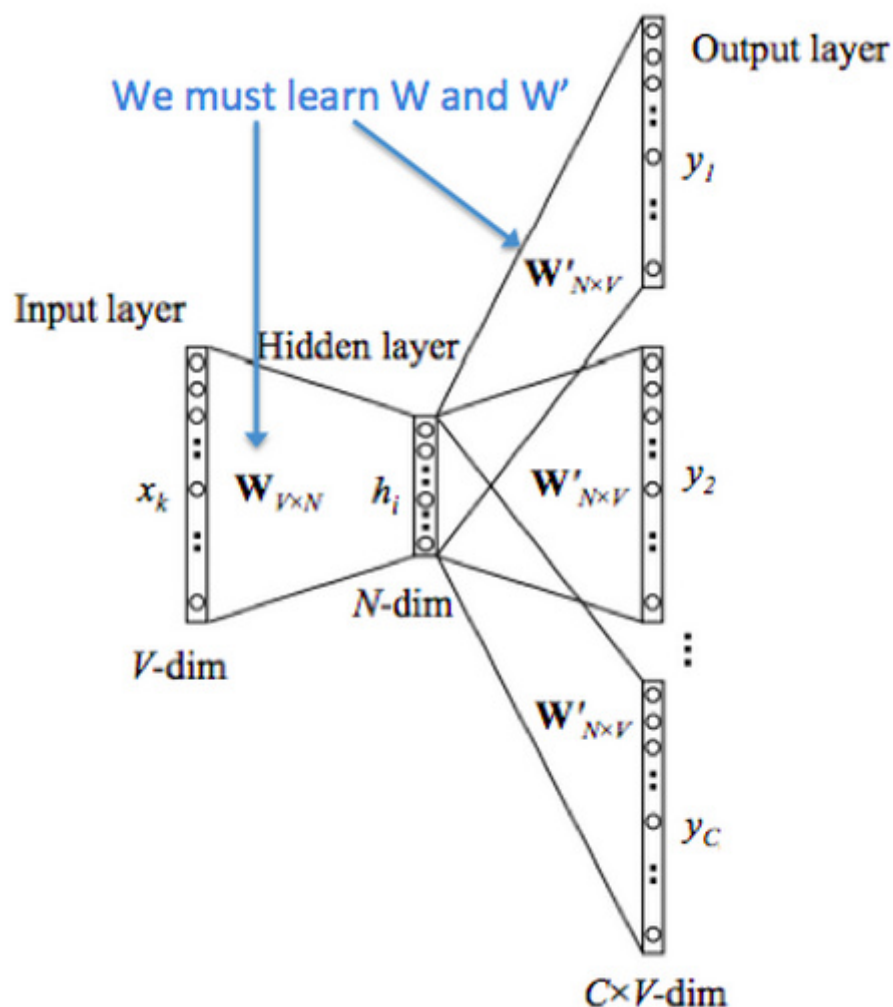
模型训练时，最大化下面式子： $L = \frac{1}{T} \sum_t \log f(w_t, w_{t-1}, \dots, w_{t-n+1}; \theta) + R(\theta)$

第一部分是最大化给定序列 $w_{t-1}, \dots, w_{t-n+1}$ ，下一词是 w_t 的概率，也就是最大化真实序列的概率。第二部分的 $R(\theta)$ 是正则项。采用随机梯度下降的方法进行优化，训练结束后，得到语言模型：输入 $w_{t-n+1}, \dots, w_{t-1}$ ，预测出 w_t 。此外，还得到了**词向量矩阵C**。

word2vec

Word2vec模型其实就是简单化的神经网络。但是这个神经网络的学习不是为了准确的预估正确的中心词/周围词，而是为了得到 word→vector 这个映射关系。上述的NNLM步骤可以分解如下：

1. 构建数据：用原始数据构建单词对，单词形式如下 [input word, out word]，即[data x, label y]。
2. 输入层：将所有词语进行one-hot编码作为输入，输入的是 n 维向量(n 是词表单词个数)
3. 隐藏层：中间是只有一个隐藏层 (没有激活函数，只是线性的单元)。隐藏层实际上存储了词汇表中所有单词的word vectors。这是一个尺寸为 [vocabulary size x embedding size] 的矩阵。矩阵的每一行对应了某一个单词的word vector。
4. 输出层：输出的也是独热向量。Output Layer维度跟Input Layer的维度一样，各维的值相加为1。用的是Softmax回归。softmax保证输出的向量是一个概率分布。一旦转换为概率之后，我们就可以用到最大似然估计（交叉熵）的方式来求得最大似然或者最小交叉熵。
5. 定义loss损失函数：用来预测正确输出/优化模型。我们的 label y 值是一个概率分布，输出层经过softmax处理后，也是一个概率分布，这样就可以用交叉熵来衡量神经网络的输出与我们的 label y 的差异大小，也就可以定义出loss了。
6. 迭代训练：采用梯度下降算法，每次迭代比较 prediction 和 label y 之间的loss，然后相应优化，最终确保类似的单词有类似的向量。
7. 最终矩阵：丢去output层，只用隐藏层的输出单元(就是Input Layer和Hidden Layer之间的权重)，构成了Look up table。

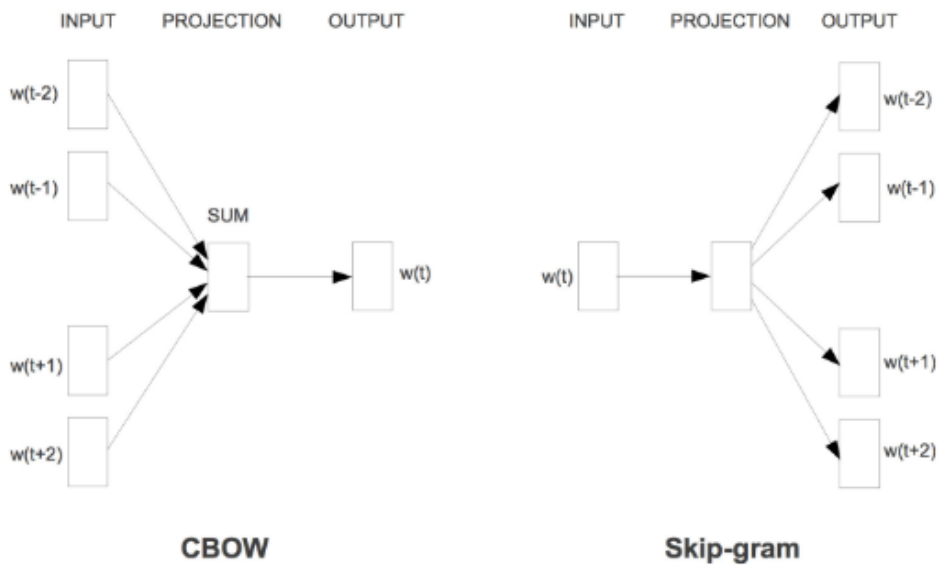


这两个矩阵 W 都含有 V 个词向量，也就是说同一个词有两个词向量，我们使用两种策略将其组合形成一个词向量，加起或者拼接，但是为了保证维度，所以一般都是使用加的策略或者直接使用 W 矩阵。当然直接使用 W 也是可行的。

那么原始的计算复杂度为（ N 为输入大小， D 暂时可以理解成one-hot大小即 V 大小，取决于投影方式， H 为隐藏层大小， V 是词汇表大小）：

$$Q = \underbrace{N \times D}_{\text{投影层}} + \underbrace{N \times D \times H}_{\text{隐藏层}} + \underbrace{H \times V}_{\text{输出层}},$$

但是后来，因为hidden layer计算不够快，即 $N \times D \times H$ 太慢了，于是直接被砍没了。模型被优化成下图的形式，此时输入已经是 D 维随机词向量；我们原本输入是个one-hot。投影矩阵 W 是 $V \times N$ 大小，得到的结果是 $1 \times N$ 的向量这些部分全部合在了一起。随机产生一个 D 维大小的词向量，然后直接进行简单计算，误差就像更新权重矩阵一样直接更新对应的词向量即可。



此外，论文还采用了了Hierarchical Softmax和Negative Sampling两种方式降低复杂度，这里不再详述。